



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

**UNIVERSITE IBN KHALDOUN - TIARET**

# MEMOIRE

Présenté à :

FACULTÉ DES MATHÉMATIQUES ET DE L'INFORMATIQUE  
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

**MASTER**

Spécialité : Informatique  
Option : Génie Informatique

Par :

**BENAHMED Khaled**  
**SAADAOUI Abdelmadjid**

Sur le thème :

---

## **La segmentation des images médicales IRM par ensembles de niveau (Level sets)**

---

Soutenu publiquement le 30/11/2020 à Tiaret devant le jury composé de :

Mr. DAOUD Bachir	MCB	Président
Mr. BAGHDADI Mohamed	MCB	Encadreur
Mr. CHIKHAOUI Ahmed	MCB	Examineur

## **Remerciements**

*« Celui qui ne remercie pas les gens ne remerciera pas Dieu »*

*Nous tenons à remercier tout d'abord, DIEU qui nous a donné la force et le courage afin de parvenir à élaborer ce modeste travail malgré les difficultés et la longue attente dû à la COVID-19.*

*Nous tenons à exprimer toute notre gratitude auprès de notre directeur de mémoire Monsieur BAGHDADI MOHAMED pour la confiance qu'il nous a accordée et à le féliciter pour sa patience envers nous, qui nous a ouvert la porte pour le domaine de recherche et nous a inspiré avec sa méthode de travail et son humanité.*

*Nous adressons nos remerciements aux membres du jury Mr. CHIKHAOUI AHMED et Mr. DAOUD BACHIR qui nous ont fait l'honneur d'accepter d'évaluer ce travail.*

*Nous remercions également : Mr. MERATI MEDJIEDED pour ses encouragements ainsi que l'orientation qu'il nous a accordé qui répond parfaitement à notre projet d'étude.*

*Enfin, nous adressons nos remerciements à toutes les personnes qui de près ou de loin nous ont aidés et soutenus durant cette période.*

## *Dédicaces*

إلى من قال فيهما الله تعالى :

(وَإِخْفِضْ لَهُمَا جَنَاحَ الذُّلِّ مِنَ الرَّحْمَةِ وَقُلْ رَبِّ ارْحَمْهُمَا كَمَا رَبَّيَانِي صَغِيرًا)

(24) الإسراء

إلى صاحب السيرة العطرة، والفكر المُستنير؛

فلقد كان له الفضل الأوّل في بلوغي التعليم العالي

(والدي الحبيب)، أطال الله في عُمره.

إلى من وضعتني على طريق الحياة، وجعلتني رابط الجأش،

وراعتني حتى صرت كبيرًا

(أمي الغالية)، أطال الله في عمرها.

إلى إخوتي؛ من كان لهم بالغ الأثر في تذليل كثير من العقبات والصعاب

إلى أصدقائي ، إلى كل من ساعدني في بحثي المتواضع .

**BENAHMED KHALED**

## *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail à :*

*A mes parents, pour leur soutien et tous les efforts qu'ils ont fournis le long de mon parcours et je leur souhaite bonne santé et longue vie.*

*A mes frères*

*A mes amis*

*A tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de près durant mes études.*

**SAADAoui ABDELAMADJID**

# *Résumé*

*Dans le domaine de l'imagerie médicale, la segmentation des images résultant de divers examens usuels est une tâche cruciale, elle permet de fournir au médecin une aide à la décision pour effectuer son diagnostic.*

*La segmentation des images IRM cérébrales anatomiques est une tâche importante et indispensable à de nombreuses applications. Elle permet la visualisation de la surface 3D du cerveau et servir de support pour des études fonctionnelles, elle est largement utilisée dans les études statistiques de la morphologie des structures cérébrales, dans la détection des pathologies, ou encore dans la planification et la simulation des opérations chirurgicales. La segmentation du cerveau est une tâche difficile en raison de la complexité des structures anatomiques du cerveau ainsi que de la non-uniformité des intensités, des effets de volume partiels et du bruit. Généralement, les structures cérébrales présentent des variations de forme importantes, et leurs contours peuvent être flous ou manquants. Les méthodes de segmentation basées sur des modèles flous ont été développées pour surmonter l'incertitude causée par ces effets. Malgré leurs avantages, l'utilisation du modèle flou seul a des limites.*

*Dans ce mémoire, nous nous intéressons à la technique de modèles déformables et plus particulièrement à la méthode d'ensembles de niveau (level sets). A cet effet, nous utilisons une combinaison de deux méthodes pour la segmentation des images IRM cérébrales, l'une est le modèle déformable géométrique de Chunming Li et l'autre est la méthode FCM.*

*La méthode proposée est testée sur plusieurs images IRM pour la segmentation des tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien). Les résultats obtenus sont satisfaisants et prometteurs.*

**Mots-clefs:** *Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), Imagerie cérébrale, Segmentation, Ensembles de niveau (Level sets), le modèle de Chunming Li, Fuzzy c-means (FCM).*

# *Abstract*

*In the field of medical imaging, the segmentation of the images resulting from various usual examinations is a crucial task; it makes it possible to provide the doctor with decision support for making his diagnosis.*

*The segmentation of anatomical brain MRI images is an important and indispensable task for many applications. It allows visualization of the 3D surface of the brain and serves as a support for functional studies; it is widely used in statistical studies of the morphology of brain structures, in the detection of pathologies, or in the planning and simulation of surgical operations. Segmentation of the brain is a difficult task because of the complexity of the anatomical structures of the brain as well as the non-uniformity of the intensities, the partial volume effects and the noise. Generally, the brain structures of interest have significant shape variations, and their borders may be fuzzy or missing. Fuzzy models based segmentation methods have been developed to overcome the uncertainty caused by these effects. Despite their advantages, the use of the fuzzy model alone has some limitations.*

*In this thesis, we are interested in the technique of deformable models and more particularly in the method of level sets. For this purpose, we use a combination of two methods for segmentation of brain MRI images, one is the geometric deformable model of Chunming Li and the other is the FCM method.*

*The proposed method is tested on several MRI images for the segmentation of brain tissues (white matter, gray matter and cerebrospinal fluid). The obtained results are satisfactory and promising.*

**Keywords:** Magnetic Resonance Imaging (MRI), Brain Imaging, Segmentation, Level sets, *Chunming Li model*, Fuzzy c-means (FCM).

# Table des matières

Introduction générale .....	1
-----------------------------	---

## **CHAPITRE 1 : Généralités sur l'Imagerie par Résonance Magnétique**

I.1 Introduction.....	6
I.2 L'histoire de l'imagerie médicale .....	6
I.3 Domaines d'application de l'imagerie médicale [2].....	8
I.4 Le processus de formation d'images médicales .....	9
I.5 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).....	9
I.5.1 Définition de l'IRM .....	9
I.5.2 Anatomie IRM du cerveau .....	10
I.5.3 Particularité des images IRM .....	11
I.5.4 Les Artefacts courants d'IRM .....	13
I.6 Quelques notions élémentaires d'anatomie cérébrale.....	14
I.6.1 Le cortex cérébral.....	16
I.7 Traitement des images.....	19
I.7.1 Type d'images numériques.....	19
I.7.1.1 Images vectorielles .....	19
I.7.1.2 Images matricielles .....	19
I.7.2 Système de traitement d'image.....	20
I.7.3 La segmentation d'images .....	21
I.8 Conclusion .....	21

## **CHAPITRE 2 : La segmentation des images IRM**

II.1 Introduction.....	23
II.2 Définition de la segmentation .....	24
II.3 Applications et intérêts de la segmentation .....	25
II.4 Difficultés de la tâche de segmentation.....	26
II.5 Les différentes techniques de segmentation.....	27
II.5.1 Seuillage.....	28
II.5.2 Croissance de régions .....	28
II.5.3 Quadtree.....	28

II.5.4 Recherche de patrons .....	29
II.5.5 La segmentation par détection de contour .....	29
II.5.6 Segmentation par classification .....	31
II.5.6.1 La méthode des k plus proches voisins (kPPV) .....	31
II.5.6.2 La méthode K-means .....	32
II.5.6.3 La méthode fuzzy C-means (FCM).....	33
II.7 Conclusion.....	35

### **CHAPITRE 3 : Les modèles déformables**

III.1 Introduction.....	37
III.2 Les modèles déformables .....	37
III.2.1 Les modèles paramétriques (les snakes) .....	38
III.2.1.1 Energie interne.....	38
III.2.1.2 Energie externe.....	39
III.2.1.2 L'expression de l'énergie totale.....	39
III.2.1.3 L'algorithme de Snake.....	40
III.2.1.4 Avantages et inconvénients des modèles déformables paramétriques.....	40
III.2.2 Les modèles géométriques .....	41
III.2.2.1 Les ensemble de niveaux (level sets).....	42
<i>a) Principe de la méthode Level Set.....</i>	43
<i>b) Implémentation de la méthode Level Set.....</i>	44
<i>c) Formalisation.....</i>	45
III.2.2.2 La Méthode de la bande étroite (Narrow Band).....	45
III.2.2.3 Modèle de Chunming Li [58].....	46
<i>c) Avantage du modèle de Chunming Li.....</i>	49
III.3 Hybridation modèle déformable – logique floue .....	49
III.4 Approche proposée (combinaison Level sets - FCM) .....	49
III.5 Conclusion .....	51

### **CHAPITRE 4 : Résultats expérimentaux et discussions**

IV.1 Introduction.....	54
IV.2 Présentation du logiciel.....	54
IV.2.1 Langage de programmation utilisé .....	54
IV.2.2 Présentation de Matlab .....	55
IV.2.3 Avantages de Matlab .....	55
IV.2.4 Inconvénients de Matlab.....	55



IV.3 Application de la méthode FCM.....	57
IV.4 Application de la méthode Level Sets (modèle de Chunming Li).....	58
IV.5 Application de la méthode coopérative entre level sets (modèle de Chunming Li) et la classification floue (FCM).....	62
IV.6 Conclusion .....	63
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>65</b>
<b>Références .....</b>	<b>67</b>

# Liste des figures

## CHAPITRE 1

<b>Figure 1.1</b> : La première radiographie humaine (la main de Wilhelm Conrad Röntgen).....	7
<b>Figure 1.2</b> : L'appareil de l'imagerie par résonance magnétique.....	10
<b>Figure 1.3</b> : Les trois séquences cérébrales (Coupes IRM T1 du cerveau), (a) Coupe axiale, (b) Coupe sagittale, (c) Coupe coronale.....	11
<b>Figure 1.4</b> : Les différents types d'acquisition en IRM [6].....	12
<b>Figure 1.5</b> : Le cerveau et les organes qui l'entourent [7].....	14
<b>Figure 1.6</b> : Vue coronale du cerveau et localisation des principaux noyaux gris [8].....	15
<b>Figure 1.7</b> : Principaux tissus du cerveau sur une image IRM pondéré en T1.....	16
<b>Figure 1.8</b> : Cortex cérébral.....	17
<b>Figure 1.9</b> : Différent lobes cérébraux.....	18

## CHAPITRE 2

<b>Figure 2.1</b> : Différents type de contours.....	30
<b>Figure 2.2</b> : Détection de contours sur une image IRM cérébrale.....	31

## CHAPITRE 3

<b>Figure 3.1</b> : Evolution du snake.....	38
<b>Figure 3.2</b> : Courbe subissant une force normale.....	42
<b>Figure 3.3</b> : Courbe dans un espace à deux dimensions avec définition de la normale extérieure.....	43
<b>Figure 3.4</b> : Représentation implicite de la courbe par l'ensemble de niveau zéro d'une fonctionnelle à deux variables.....	43
<b>Figure 3.5</b> : Propagation d'une courbe avec une vitesse $F$ de direction suivant la normale.....	44
<b>Figure 3.6</b> : Bande étroite autour de l'isocontour 0 de $\phi$ .....	46
<b>Figure 3.7</b> : Illustration de la Bande Etroite, les points noirs sont les seuls pour lesquels la valeur de $\phi$ est changée.....	46
<b>Figure 3.8</b> : Schémas général de l'approche proposée.....	50

## CHAPITRE 4

<b>Figure 4.1</b> : L'environnement Matlab.....	54
<b>Figure 4.2</b> : Présentation de l'interface de développement graphique sous MATLAB.....	56
<b>Figure 4.3</b> : Interface de l'application de segmentation sous MATLAB.....	56
<b>Figure 4.3</b> : Résultat de la segmentation par FCM pour le nombre de classe (K=3). (a) l'image originale, (b) résultat de la segmentation des trois tissus (Matière blanche (MB), Matière grise (MG), Liquide céphalo-rachidien (LCR)).....	57
<b>Figure 4.4</b> : Interface de l'application montrant la segmentation par FCM des trois tissus (MB, MG, LCR).....	58
<b>Figure 4.5</b> : Initialisation de la courbe initiale.....	59
<b>Figure 4.6</b> : Résultat de segmentation par Level Sets (modèle de Chunming Li). (a) image originale, (b) nombre d'itération =10, (c) nombre d'itération = 50, (d) nombre d'itération=100, (e) nombre d'itération = 1000, (f): nombre d'itération =1500.....	60
<b>Figure 4.7</b> : Interface de l'application montrant la segmentation par level sets (modèle de Chunming Li) d'une image IRM du cerveau.....	61
<b>Figure 4.8</b> : Résultat final de segmentation par level sets (modèle de Chunming Li) d'une image IRM du cerveau.....	61
<b>Figure 4.9</b> : Interface de l'application montrant la segmentation par la méthode coopérative level sets-FCM d'une image IRM du cerveau.....	62
<b>Figure 4.10</b> : Résultat final de segmentation par la méthode coopérative Level sets-FCM pour 100 itérations.....	63

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1.1</b> : Valeurs des temps de relaxation longitudinale (T1) et transversale (T2) pour quelques tissus pour un champ magnétique de 1,5 Tesla [5].....	12
--	----

# **Introduction Générale**

# Introduction Générale

## **Contexte et problématique :**

Ces dernières décennies une grande variété de systèmes d'imagerie médicale ont été développés produisant aujourd'hui une quantité considérable d'informations anatomiques et fonctionnelles. Ces dispositifs puissants permettent de mieux comprendre le corps humain et améliorent l'état de santé des patients.

Les données médicales ont évolué de façon exponentielle en nombre et en qualité ces dernières années. De plus en plus de temps est consacré au tri de ces données, au regroupage des informations utiles et écartement de celles qui n'apportent rien, laissant de moins en moins de temps à l'interprétation et au diagnostic. Pour pallier ce problème, les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images médicales se sont multipliées depuis une vingtaine d'années. Ces méthodes utilisent des approches génériques issues du domaine de la vision par ordinateur dans une optique coopérative, cela permet de définir de grandes catégories d'outils méthodologiques qui interagissent afin de réaliser une tâche concrète. Les enjeux, les motivations et les contraintes de la médecine sont très particulières et demandent une très bonne connaissance du problème à traiter, ainsi qu'une étroite collaboration avec les cliniciens.

Les méthodes d'analyse et de traitements d'images médicales sont donc des outils génériques adaptés à des problèmes spécifiques. Parmi ces méthodes, trois grandes catégories se distinguent : la fusion de données, c'est-à-dire les méthodes de mise en correspondance d'images, la segmentation de structures d'intérêt ou extraction de formes, et la modélisation des données.

Notre intérêt porte sur la segmentation d'images. En effet, La segmentation des images médicales est une problématique importante pour de nombreuses applications, notamment liées au diagnostic et au suivi de maladies. Elle peut aussi être utilisée comme étape préliminaire pour d'autres processus d'analyse d'images complexes. La segmentation constitue un domaine de recherche particulièrement actif depuis plusieurs années.

Aujourd'hui, la masse d'informations et de données produite par l'imagerie médicale est importante et est en augmentation constante. Ainsi, l'ensemble des examens IRM réalisés

pour la préparation d'opérations neurochirurgicales ou pour l'étude de pathologies cérébrales (tumeur, accident vasculaire cérébral, sclérose en plaque...) représente une quantité énorme d'informations.

L'interprétation automatique des IRM cérébrales est donc devenue un enjeu majeur. Cela montre la nécessité de développement des outils d'interprétation fiables pour assister les médecins et les chercheurs en sciences cognitives dans leur prise de décision et dans l'interprétation de la masse d'information créée.

L'interprétation des images consiste à donner une description symbolique des différents pixels constituant les images, c'est-à-dire à reconnaître et à décrire les différentes entités qui les composent. Il existe plusieurs outils d'interprétation des images, parmi eux, la segmentation constitue un maillon crucial dans de nombreuses applications et analyses quantitatives, son but est d'attribuer à chaque pixel une étiquette permettant le décrire.

Dans le cadre de la segmentation d'IRM cérébrales, trois niveaux de description sont généralement considérés :

(1) la segmentation en tissus, qui vise à décrire la composition de chaque pixel parmi les trois matières principales du cerveau : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le liquide céphalo-rachidien (LCR). Cette interprétation est importante pour plusieurs applications, par exemple pour la reconstruction 3D du cortex (études en neurosciences cognitives), pour des études sur la variation de volume de matière grise, ou pour la planification des opérations chirurgicale du cerveau.

(2) la segmentation en structures, qui vise à décrire l'appartenance de chaque pixel à une structure cérébrale particulière comme le système ventriculaire, le thalamus, putamen, etc. Les applications de ce type d'interprétation sont variées. Elle est utilisée dans l'étude de volume des différentes structures lors de pathologies dégénératives comme la maladie de Parkinson, d'Alzheimer, etc., pour la séparation de la matière grise du cortex et matière grise des structures sous-corticales, etc.

(3) la segmentation des lésions cérébrales (tumeurs, sclérose en plaque, accidents vasculaires cérébraux) dans le cadre clinique, qui permet d'étudier leur localisation, leur volume, etc.

Un grand nombre d'artéfacts affecte les images IRM ce qui rend leur segmentation automatique difficile, par exemple le bruit dans les données, dû à la mesure physique qui ne peut être qu'imparfaite ; les variations d'intensité au sein d'un même tissu ou d'une même structure, dont la source est à la fois matérielle et biologique ; l'effet de volume partiel, dû à la

discrétisation de l'espace, etc. Ainsi, la segmentation manuelle a longtemps été utilisée pour les images IRM, cette segmentation est très coûteuse en temps (une segmentation manuelle de quelques structures peut prendre une demi-journée, car elle est effectuée sur chaque coupe).

Dans les images dont le contraste est faible, certaines frontières entre régions peuvent ne pas clairement apparaître et sont donc difficilement délimitables. La segmentation manuelle de ce type d'images introduit alors une variation intra- et inter-expert non négligeable. Premièrement cette segmentation est peu reproductible, même par le même expert et pour la segmentation de la même image par différents experts on peut avoir plusieurs versions différentes des résultats selon l'expérience personnelle de l'expert.

Aujourd'hui, des outils de segmentation semi-automatiques sont largement utilisés (particulièrement pour la segmentation des structures ou des lésions), mais requièrent toujours l'intervention humaine. Pour toutes ces raisons, le développement des techniques de segmentation automatiques des structures cérébrales est devenu un enjeu majeur, en particulier des techniques permettant le traitement des artéfacts affectant les images IRM.

## **Description de notre travail :**

Dans ce mémoire nous proposons une méthode de segmentation automatique des tissus cérébraux. Cette méthode est appliquée à la neuro-imagerie, et plus spécifiquement aux images d'IRM cérébrales.

Le cerveau dans les images IRM anatomiques apparaît comme un organe de forme très complexe, et les contours des structures qui le composent sont parfois peu visibles et présentent une grande variabilité, ce qui permet de tester la robustesse de notre approche dans un contexte peu favorable, et constitue donc un intérêt méthodologique. D'autre part, le fonctionnement du cerveau constitue jusqu'aujourd'hui un mystère et n'est pas complètement connu, alors la segmentation des éléments qui le composent constitue un intérêt médical.

La méthode proposée est basée sur une combinaison de modèle flou et de modèle déformable. Initialement, une étape préliminaire permet de construire une carte floue, utilisée comme source d'information principale, construite en utilisant la méthode Fuzzy C-means (FCM). Ensuite, un modèle déformable mis en œuvre avec le modèle déformable géométrique de Chunming Li évolue vers les tissus à segmenter, sous l'action d'une force normale définie à partir de l'information floue.

La méthode proposée est utilisée plus spécifiquement pour la segmentation des tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien).

## **Plan du mémoire :**

Le mémoire est organisé en quatre chapitres représentant les contributions essentielles de notre travail, ainsi que leur positionnement par rapport aux autres travaux réalisés sur le sujet.

Le Chapitre 1 introduit les termes et concepts essentiels pour appréhender l'analyse des images IRM cérébrales. Nous donnerons un aperçu rapide des différentes modalités d'imagerie médicale et nous nous focaliserons sur le principe de l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Nous donnerons les différentes imperfections de ce type d'imagerie, à l'origine d'artefacts dans l'image. Nous présenterons ensuite quelques notions élémentaires d'anatomie cérébrale.

Le Chapitre 2 vise à établir un état de l'art des directions retenues dans la littérature pour la segmentation des tissus cérébraux. Nous décrirons brièvement les principales familles d'approches pour la segmentation.

Le chapitre 3 détaille la segmentation en utilisant les modèles déformables. L'accent est mis sur la segmentation par les modèles géométriques ou plus spécifiquement la méthode des ensembles de niveau, qui constitue le noyau de notre approche. Nous présenterons aussi dans ce chapitre notre approche de segmentation proposée.

Dans le Chapitre 4 nous présenterons les résultats expérimentaux. Nous testerons la méthode proposée sur plusieurs images IRM

Finalement nous présenterons les conclusions découlantes du travail effectué dans ce mémoire. Nous relevons aussi de nouvelles voies d'études, et d'autres pistes de recherches à explorer pour des études en perspectives.



# ***CHAPITRE I :***

## ***Généralités sur l'Imagerie par Résonance Magnétique***

## I.1 Introduction

Le domaine du traitement d'images a connu ces dernières années un intérêt de plus en plus croissant et suscite de part ses différentes applications la curiosité des chercheurs de différents horizons et domaines. L'introduction du traitement d'images dans différents secteurs où l'homme opère s'est avérée nécessaire dans le but de substituer à l'observateur humain la machine, ou au moins l'épauler dans la réalisation de quelques tâches.

Étant donné le volume énorme de données qu'un ordinateur peut traiter et en des temps record avec une efficacité déconcertante, il devient nécessaire de faire en sorte que cet outil puisse avoir des données bien formulées et exemptes de toute ambiguïté.

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) du cerveau est largement utilisée en pratique clinique pour le diagnostic, le suivi du patient, l'évaluation du traitement et la cartographie du cerveau humain. Cela est dû au fait qu'elle est non invasive, dû aussi à sa bonne résolution spatiale et à sa rapidité d'acquisition, ainsi qu'à ses excellentes performances lors de la visualisation des différences entre divers tissus du corps humain.

La segmentation automatique des images cérébrales en IRM est une tâche importante, ces applications dans le domaine médicale sont nombreuses, mais difficile en raison d'artefacts d'image (tels que des inhomogénéités d'intensité et des effets de volume partiels) et du fait que différentes structures anatomiques peuvent partager le même contraste tissulaire. Pour bien effectuer cette tâche il faut d'une part avoir des connaissances sur le processus d'acquisition des IRM et de ces différentes caractéristiques et d'autre part avoir de bonnes connaissances sur le cerveau humain et les structures à segmenter (structures cibles).

Dans ce chapitre nous donnons une description de cette technique d'imagerie, aussi deux autres concepts liés au contexte de notre travail sont abordés, à savoir l'anatomie cérébrale et le traitement d'images.

## I.2 L'histoire de l'imagerie médicale

Au 19<sup>ème</sup> siècle, Wilhelm Conrad Röntgen (1845-1923) fût le premier physicien allemand à élaborer la première technique d'imagerie médicale. Cette technique est la radiographie.



**Figure 1.1 :** La première radiographie humaine (la main de Wilhelm Conrad Röntgen).

De nombreuses études ont été réalisées qui ont apporté au principe de la radiographie, des révolutions et des améliorations jusqu'à la radiographie au rayon X. Pierre Curie et Marie Curie et Henri Becquerel, ont mis naissance à la radioactivité naturelle en 1896, Irène et Frédéric Joliot-Curie, ont développé la médecine nucléaire avec la scintigraphie et la tomographie par émission des positons (TEP). Inge Elder (1911-2001), un cardiologue suédois a eu l'idée en 1955 d'utiliser le principe de propagation des ultrasons utilisée par les SONAR (SOund NAVigation Ranging). Ce principe a permis à Elder de diagnostiquer les sténoses mitrales. A partir des années soixante-dix et précisément en 1972, les radiologues britanniques Allan Mc Kornack (1924-1998) et Godfrey N. Hounsfield (1918), ont mis au point un scanner grâce à l'apport de l'informatique et du traitement numérique de l'image. En 1973, le chimiste américain Paul Lauterbur a réalisé le premier cliché d'un animal en utilisant la méthode d'imagerie par résonance magnétique. Cette méthode découle de la découverte de la résonance des noyaux des atomes (résonance nucléaire) en 1945 par Edward Purcell et Félix Bloch (prix Nobel en 1952). [1]

### I.3 Domaines d'application de l'imagerie médicale [2]

L'analyse par ordinateur des images médicales peut non seulement aider les médecins dans l'établissement du diagnostic des maladies, mais représenter aussi un outil puissant pour la thérapeutique dont on peut citer ce qui suit :

- ✓ L'extraction des formes et leur texture.
- ✓ La comparaison entre deux images du même patient pour détecter et déceler une anomalie.
- ✓ La superposition d'images prises par différentes sources pour en constituer une image résultante pouvant fournir des informations pour l'établissement du diagnostic.
- ✓ La comparaison de deux images de patients différents, l'une saine et l'autre présentant une anomalie.
- ✓ La prise d'une séquence d'images permet de montrer le mouvement d'un organe dans le corps humains.
- ✓ La simulation : on construit le modèle virtuel d'un patient à partir des informations fournies par les images. Ce modèle peut servir à l'enseignement, à l'entraînement et à la compréhension de certains gestes thérapeutiques.
- ✓ Le contrôle : consiste à utiliser les images médicales lors de la réalisation d'opérations chirurgicales pour bien localiser l'endroit où se passe l'intervention.
- ✓ La validation : qui consiste à comparer les images avant et après l'intervention afin d'évaluer ses effets.

L'apport de l'informatique dans l'imagerie médicale joue aussi un rôle économique fondamental :

- ✓ Le cout induit des images médicales peut grâce à une utilisation informatisée et par le biais des réseaux être réduit de façon substantielle.
- ✓ En utilisant ce système informatique, nous allégeons la charge du patient qui ne sera plus obligé de transporter tous ses films à chaque consultation.

- ✓ Le médecin aura la facilité de consulter les images du patient à partir de son cabinet, de l'hôpital ou même de son domicile d'où le gain de temps et de l'argent.
- ✓ Contrairement au système classique qui consiste au tirage de films, une procédure lente et souvent inefficace par contre la visualisation sur scanner est largement nécessaire et suffisante pour un examen précis.
- ✓ Le traitement informatique des images et leur bonne interprétation présente un avantage spectaculaire qui aide le médecin à prendre de bonnes décisions. Dans plusieurs cas certaines opérations chirurgicales sont évitées grâce aux améliorations des images ou la superposition de plusieurs modalités.

### **I.4 Le processus de formation d'images médicales**

Le processus de formation d'images médicales résulte de l'interaction d'une radiation d'abord avec le sujet et ensuite avec un système de détection externe. Cette radiation peut être sous la forme du rayonnement électromagnétique, des particules neutres ou chargés ou encore des ultrasons. Il existe deux formes d'imageries, l'une est l'imagerie d'émission l'autre est l'imagerie de transmission, s'agissant du premier cas à la radiation en l'occurrence un radio-isotope celle-ci est injectée au sujet devenant la source d'émission de radiation quant au deuxième cas la source de radiation est externe au sujet [3].

### **I.5 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)**

#### **I.5.1 Définition de l'IRM**

L'IRM est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des images tridimensionnelles et en coupe 2D, de grande précision anatomique. L'IRM est une technique radiologique récente, non invasive et sans effets secondaires connus, basée sur le phénomène physique de résonance magnétique nucléaire. Il s'agit simplement d'observer la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons de l'eau contenus dans l'organisme, c'est à dire la réponse des noyaux soumis à un champ magnétique extérieur et à une excitation électromagnétique. L'intensité recueillie pour un élément de volume (pixel ou voxel) dépend de la concentration de l'eau à l'endroit considéré et on obtient ainsi une image tridimensionnelle de la répartition de l'eau dans le corps d'un patient. Selon la méthode

## **Chapitre I : Généralités sur l'Imagerie par Résonance Magnétique**

---

utilisée, le contraste entre deux pixels peut être augmenté si les temps de relaxation des spins nucléaires (décrivant le retour à l'équilibre des noyaux après l'excitation) diffèrent dans les deux zones. Il est donc possible d'observer des altérations des tissus (telles que des tumeurs) grâce aux différences de densité et de relaxation de l'eau [4].



**Figure 1.2** : L'appareil de l'imagerie par résonance magnétique.

### **I.5.2 Anatomie IRM du cerveau**

En imagerie par résonance magnétique (IRM), le cerveau peut être examiné selon les trois plans de l'espace: coupes axiales, sagittales, et coronales.

Le cerveau peut être également examiné en fonction de paramètres qui font varier les champs magnétiques. Certaines séquences d'imagerie par résonance magnétique (IRM) permettent de rendre les liquides brillants (hyper-intenses) ou sombres (hypo-intenses). Les différents comportements des tissus observés durant les séquences IRM permettent leurs caractérisations. De plus, le comportement des lésions est en général différent de celui du tissu sain. Les informations ainsi recueillies sur le comportement des tissus pathologiques permettent de poser un diagnostic différentiel.



**Figure 1.3 :** Les trois séquences cérébrales (Coupes IRM T1 du cerveau), (a) Coupe axiale, (b) Coupe sagittale, (c) Coupe coronale.

### I.5.3 Particularité des images IRM

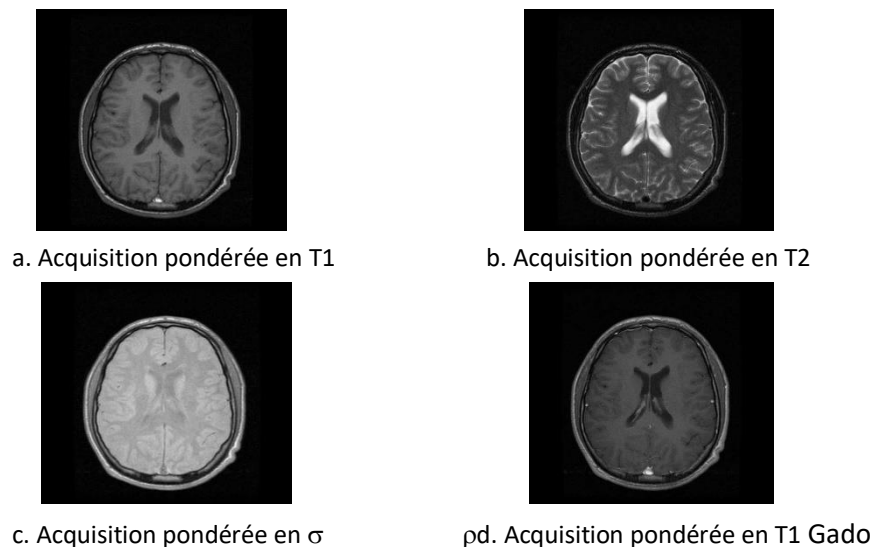
En IRM, le contraste est dominé par trois principales propriétés physiques, la densité de protons, et les temps de relaxation longitudinale (T1) et transversale (T2). Plus précisément, il se trouve que des phénomènes physiques différents caractérisent la relaxation de l'aimantation longitudinale et de l'aimantation transversale. Ces phénomènes sont caractérisés par deux échelles temporelles que l'on a coutume de paramétrer par deux constantes de temps T1 et T2. Pour les tissus biologiques, les valeurs typiques des temps de relaxation T1 vont d'environ 50 ms à quelques secondes. En général les temps de relaxation T2 sont plus petits et vont de quelques microsecondes pour les tissus biologiques solides à quelques secondes pour les liquides. Ces valeurs dépendent néanmoins de la puissance du champ magnétique. La table 1.1 présente, à titre d'exemple, quelques valeurs pour un champ de 1,5 Tesla.

La capacité de l'imagerie par résonance magnétique à créer des images de cerveau de fort contraste dépend de la différence entre les temps de relaxation longitudinale et transversale des structures cérébrales. Basé sur ces paramètres inhérents aux tissus, le contraste des images par résonance magnétique peut être manipulé par l'utilisateur en choisissant, d'une part, l'intervalle entre les impulsions et d'autre part, le temps d'écho (TE). L'intervalle de temps qui sépare deux impulsions est appelé temps de répétition ou TR. TR est le temps qu'on laisse aux tissus pour récupérer totalement ou partiellement leur magnétisation. Bien que le TR ne soit pas le seul paramètre qui entre en jeu, son choix est donc fondamental pour obtenir des images à dominante T1 ou T2.

Tissus	T1 (ms)	T2 (ms)
Muscle	870	45
Cœur	865	55
Foie	490	50
Rein	650	60
Rate	650	58
Graisse	262	85
Cerveau- matière grise	920	100
Cerveau- matière blanche	785	90

**Tableau 1.1 :** Valeurs des temps de relaxation longitudinale (T1) et transversale (T2) pour quelques tissus pour un champ magnétique de 1,5 Tesla [5].

L'autre paramètre réglable par le radiologue pour favoriser un temps de relaxation par rapport à l'autre est le temps d'écho ou TE. L'écho permet de mesurer la véritable valeur de T2, et non pas celle qui est émise directement par les spins, appelée T2\*. Le TE est le temps pendant lequel on laisse le signal décroître avant de l'enregistrer. Le temps d'écho influence la différence T2 des tissus.



**Figure 1.4 :** Les différents types d'acquisition en IRM [6].

Lorsque le contraste est à dominante T1, les images sont dites pondérées en T1. (figure 1.4 a). Cette pondération est aussi parfois appelée anatomique parce qu'elle permet de bien distinguer les différentes structures cérébrales. Sur ces images, la matière blanche apparaît plus claire que la matière grise. Le liquide céphalo-rachidien apparaît lui nettement plus foncé. Ces séquences sont également utilisées après injection d'un produit de contraste tel que le Gadolinium (figure 1.4 d) pour caractériser une anomalie. A l'inverse, lorsque le contraste



est à dominante T2, les images sont dites pondérées en T2 (figure 1.4 b). Cette pondération est aussi parfois appelée tissulaire. Le contraste est inversé par rapport aux images pondérées en T1. La matière blanche et la matière grise apparaissent presque confondues mais d'autres caractéristiques peuvent être observées, comme les lésions. En effet, l'eau et l'œdème apparaissent en hypersignal. Enfin, les images appelées à densité de protons (DP) (figure 1.4 c) sont obtenues en minimisant les effets des contrastes T1 et T2, notamment en baissant le temps d'écho par rapport aux images pondérées en T2. A partir de ces pondérations, les recherches en radiologie ont introduit d'autres types de séquences, basées sur l'une ou l'autre des pondérations. Les séquences FLAIR (Fluid Attenuated Inversion Recovery) par exemple, séquences en inversion-récupération, permettent d'obtenir des images pondérées en T2 tout en supprimant la contribution du signal hyper-intense du liquide céphalo-rachidien.

### I.5.4 Les Artefacts courants d'IRM

Les artefacts d'acquisition en IRM sont très nombreux et peuvent être liés à différents facteurs. Ces perturbations sont responsables d'erreur dans l'encodage de l'image, de perte ou de rehaussement artificiel du signal et peuvent ainsi affecter le processus de segmentation automatique des images.

Parmi les artefacts les plus rencontrés en IRM nous pouvons citer :

- ✓ **Les artefacts de mouvement** qui sont liés au mouvement pendant l'examen, ce mouvement peut être un mouvement aléatoire (mouvements du patient, mouvements oculaires, déglutition...) ou périodique (respiration, rythme cardiaque, ...). Le mouvement constitue une source de flou dans l'image et peut avoir une grande influence sur les images.
- ✓ **Le bruit aléatoire** : Le bruit aléatoire de type gaussien, est celui qui est le plus rencontré dans les IRM. Il apparaît généralement dans le domaine de Fourier de l'image acquise, après le calcul du module de la transformée de Fourier inverse.
- ✓ **Le volume partiel (Partial Volume Effect, ou PVE en anglais)** : Ce phénomène est lié à la discrétisation de l'espace. Les pixels situés à l'interface entre deux tissus contiennent des informations provenant de ces deux tissus, et dont le niveau de gris ne peut donc être associé clairement à aucune des deux classes. Ce phénomène est principalement présent à l'interface entre les matières (matière grise, matière blanche, liquide céphalo-rachidien, graisse, os) ou lors de la présence de structures trop fines

pour être visibles à la résolution de l'image. Par exemple les Vaisseaux sanguins, structures grises fines, etc...

L'effet de volume partiel est aussi particulièrement présent à l'interface entre la matière grise et le liquide céphalo-rachidien dans les replis du cortex, car l'épaisseur des sillons corticaux est généralement inférieure à la résolution des images.

- ✓ **Les inhomogénéités des intensités** : les inhomogénéités des intensités sont des variations de l'intensité observées pour un même tissu. Elles sont des artéfacts dont la fréquence spatiale est plus importante que celle du champ de biais, leurs sources sont multiples (liées aux imperfections de l'imageur ou à des propriétés biologiques des tissus).

### I.6 Quelques notions élémentaires d'anatomie cérébrale

Le cerveau est l'organe humain qui fascine le plus. De nombreuses recherches essaient d'élucider son fonctionnement.

Nous n'allons pas dresser ici un atlas complet du cerveau, mais plutôt souligner les structures qui jouent un rôle important lors de la segmentation du cerveau.

Le cerveau occupe la majeure partie de la boîte crânienne, avec le cervelet et le tronc cérébral (voir figure 1.5). Il est composé de deux hémisphères. Tous ces éléments sont environnés d'une mince couche de liquide appelé liquide céphalo-rachidien (LCR) ou liquide cérébro-spinal.

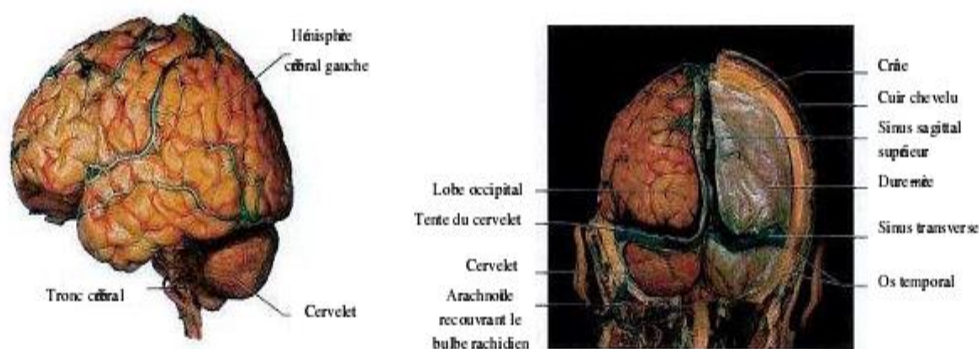


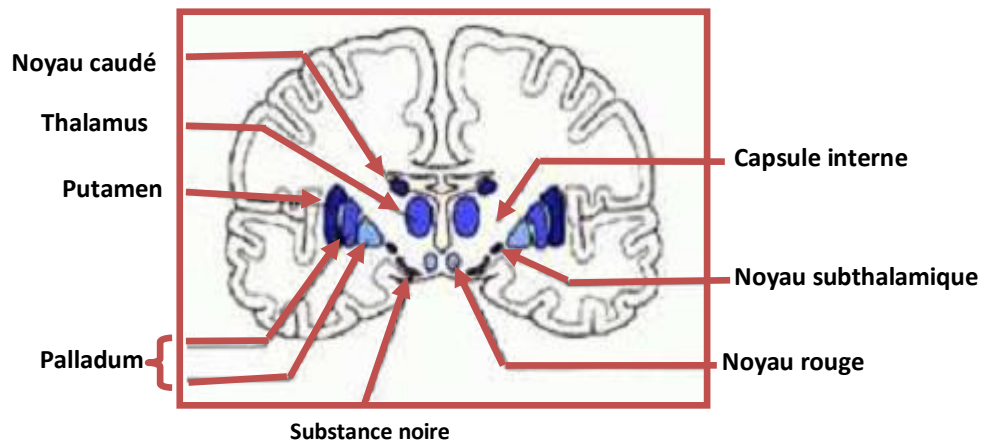
Figure 1.5 : Le cerveau et les organes qui l'entourent [7].

## Chapitre I : Généralités sur l'Imagerie par Résonance Magnétique

Deux grandes classes de tissus composent le cerveau : la matière grise et la matière blanche. La matière grise se trouve en grande partie sur la couche externe du cerveau, épaisse de 2 à 5 mm, appelée cortex et constituée majoritairement de cellules neuronales.

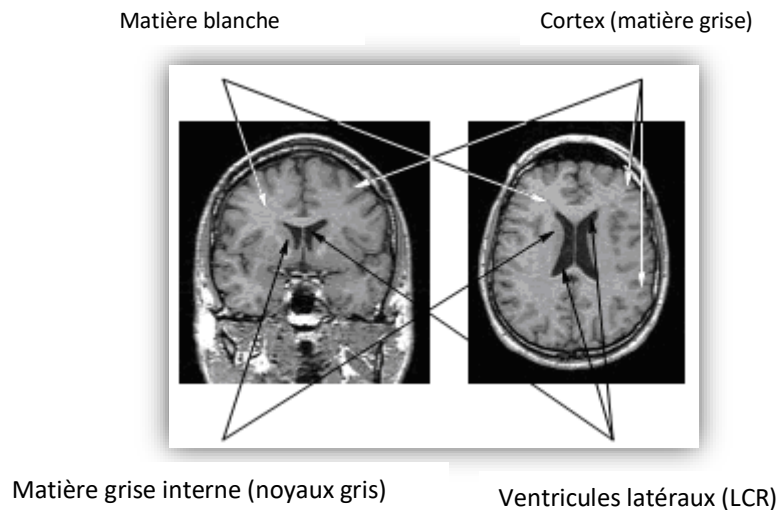
On trouve aussi de petites masses de matière grise à l'intérieur de l'encéphale, appelées noyaux gris. La figure 1.6 montre une vue coronale des principaux noyaux gris.

La matière blanche est située à l'intérieur du cortex et est constituée de fibres nerveuses reliant les neurones de la matière grise entre eux. Elle fait notamment la liaison entre les deux hémisphères grâce à un faisceau de fibres central : le corps calleux. Au centre du cerveau, on trouve également des cavités remplies de liquide céphalo-rachidien appelées ventricules cérébraux.



**Figure 1.6 :** Vue coronale du cerveau et localisation des principaux noyaux gris [8].

La figure 1.7 montre comment apparaissent ces différentes structures anatomiques sur une image IRM pondéré en T1. La matière blanche est le tissu le plus clair, la matière grise présente un niveau de gris moyen et le LCR est le plus foncé. On note qu'on observe en général assez facilement les ventricules latéraux du cerveau, mais plus difficilement les troisième et quatrième ventricules, plus minces, en raison de la résolution des images.



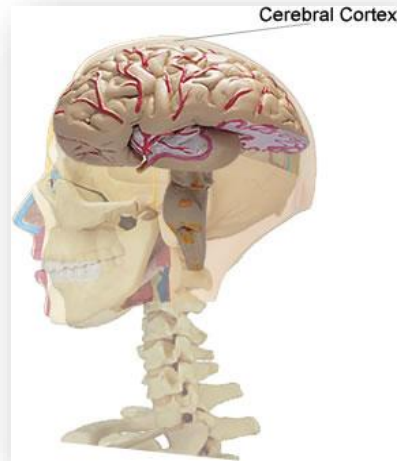
**Figure 1.7** : Principaux tissus du cerveau sur une image IRM pondéré en T1.

### I.6.1 Le cortex cérébral

Le cortex cérébral (figure 1.8) est à l'instar de tous les cortex de l'organisme, la partie périphérique des hémisphères cérébraux. Le cortex cérébral est le siège des fonctions neurologiques élaborées. Il s'agit de l'intelligence, du mouvement volontaire, de la conscience, de la sensibilité etc.

Le cortex joue un rôle primordial en ce qui concerne les fonctions nerveuses de base. Il s'agit des différentes modalités que sont la motricité, la sensibilité, la sensorialité. D'autre part le cortex tient également le rôle indispensable dans d'autres fonctions supérieures que sont le langage et la mémoire etc.

Le cerveau est contenu dans le crâne avec le cervelet et le tronc cérébral. Il est constitué de deux hémisphères liés entre eux par plusieurs commissures dans la plus importante est le corps calleux. Chaque hémisphère est constitué par une zone superficielle, la substance grise que l'on appelle le cortex et par une zone profonde ou substance blanche elle-même constituée par des fibres nerveuses ou axone. Ces axones relient le cortex à des régions sous corticales ou à la moelle épinière et à des amas de substance grise appelés noyaux gris centraux ou ganglions de la base dont le rôle est d'intégrer et de contrôler l'activité motrice et sensitive que celle-ci soit inconsciente ou automatique. Il s'agit par exemple de la coordination des réflexes etc.



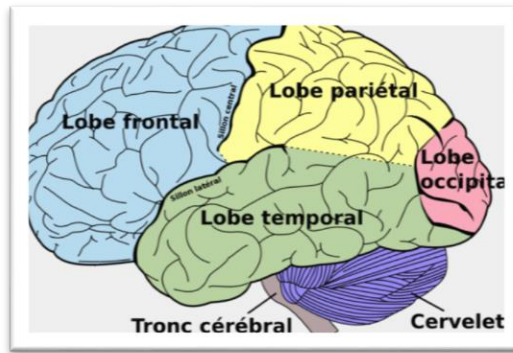
**Figure 1.8 :** Cortex cérébral.

Le cortex cérébral est constitué de plusieurs couches dont le nombre est variable selon la zone du cerveau et selon l'ancienneté du cortex.

On a tendance à comparer le cortex cérébral à un ensemble de circuits électroniques bien qu'il soit plus complexe dans sa structure et son fonctionnement.

Chaque hémisphère cérébral comprend quatre lobes (voir figure 1.9) :

- ✓ Le lobe frontal
- ✓ Le lobe pariétal
- ✓ Le lobe temporal
- ✓ Le lobe occipital



**Figure 1.9 :** Différent lobes cérébraux.

Le cortex cérébral est constitué d'aires d'association situées autour de toutes les aires primaires. Ces aires d'association ont la capacité essentiellement de permettre la coordination des fonctions de base. La perception et la compréhension des images et du son fait intervenir les aires d'association. D'autres parts les aires d'association ou aires secondaires, situées au voisinage des précédentes traitent les informations qui sont fournies par celle-ci. Leur rôle est essentiel en ce qui concerne la reconnaissance des objets perçue par la voie sensorielle correspondante. Les agnosies qui sont les incapacités ou l'impossibilité de reconnaître, de façon générale, correspondent à des troubles d'intégration à ce niveau.

Les aires tertiaires pariéto-temporale et frontales reçoivent, quant à elles, des informations en provenance de plusieurs aires secondaires. Ces aires assurent les fonctions supérieures comme le langage, les fonctions intellectuelles, l'organisation dans l'espace et le contrôle du comportement.

Chaque hémisphère joue un rôle particulier. L'hémisphère gauche est le siège de la parole, des mouvements, de la sensibilité de la moitié gauche du corps. Il existe un phénomène de croisement c'est-à-dire que l'hémisphère droit assure certaines fonctions à gauche et inversement pour l'hémisphère gauche. Ceci est une règle générale sauf chez certains gauchers.

On parle de dominance hémisphérique chez les droitiers qui possèdent donc un hémisphère gauche dominant. Le langage, dans ce cas, est assuré par le fonctionnement de l'hémisphère dominant donc le gauche chez le droitier et généralement le droit chez le gaucher.

L'hémisphère droit quant à lui joue un rôle beaucoup plus important que ce que l'on a cru jusqu'ici. Il assure ainsi différentes fonctions essentielles comme la prosodie ou si on préfère la tonalité du discours, le contenu émotionnel et l'organisation du discours ainsi que la

reconnaissance de l'humour et la compréhension des métaphores, du sens et des images des mots. Enfin l'hémisphère droit possède des capacités de récupération après une atteinte lésionnelle de l'hémisphère gauche.

### I.7 Traitement des images

Le but du traitement d'image est de :

- Eliminer ou réduire les bruits et parasites introduits lors de son acquisition.
- Interpréter d'une meilleure façon l'image et son contenu et ceci en détectant la présence de certaines formes (contours, textures,...).

#### I.7.1 Type d'images numériques

##### I.7.1.1 Images vectorielles

Une image vectorielle appelée aussi une image en mode trait, est une image numérique composée par des formules géométriques individuelles, des primitives géométriques (cercle, courbe de Bézier, droite, ect...) définie pour différentes caractéristiques comme leur forme, position, couleur, ect... Ces formules géométriques peuvent conduire à l'obtention de différentes transformations telles que l'écrasement de l'image, inclinaison, agrandissement, sans perdre la qualité initiale de cette image.

##### I.7.1.2 Images matricielles

Une image matricielle nommée aussi carte de point (bitmap), est une image constituée d'une matrice ou d'un tableau sous forme de grille où chaque case possède une couleur (point coloré) qui lui est propre. Il s'agit donc d'une juxtaposition de point de couleur formant dans leur ensemble une image, ces points de couleurs appelés dans le domaine d'image numérique « pixels ».

Les avantages de ce mode sont :

- ✓ Simplicité de stockage en mémoire, puisqu'il suffit de coder la succession des valeurs de la matrice.
- ✓ Grande facilité de traitement par des algorithmes primitifs au niveau du pixel.

Les inconvénients de ce type de représentation sont de deux ordres :

- ✓ Espace mémoire important pour gérer des grandes images ou des images de bonne qualité.
- ✓ Algorithme de tracé plus complexe (défaut de reproduction dû au mode d'affichage des lignes en marche d'escalier).

### I.7.2 Système de traitement d'image

Dans un système de traitement d'images en passe par quatre étapes essentielles :

#### ➤ Acquisition de l'image :

Conversion de l'image analogique en image numérique. Les dispositifs utilisés pour l'acquisition des images sont principalement : les appareils photo numériques, scanners, caméras et les cartes d'acquisition.

#### ➤ Prétraitement :

Avant de passer à l'analyse d'une image, il est souvent nécessaire d'améliorer sa qualité, et cela dans le but de faciliter l'extraction des différents objets de la scène; en améliorant l'homogénéité des régions qui la composent et en renforçant le contraste entre les régions adjacentes.

Le prétraitement réuni :

1. Elimination du bruit: plusieurs filtres ont été développés comme les filtres linéaires et les filtres non linéaires.
2. Renforcement de contraste et l'homogénéité des régions grâce aux méthodes de modification d'histogramme et de rehaussement de contraste.

#### ➤ Analyse de l'image :

En analyse d'images, on distingue deux types de traitements , les traitements de bas niveau qui opèrent sur des valeurs numériques calculées à partir des valeurs rattachées aux points de l'image et des traitements de haut niveau qui s'effectuent sur des données issues des différents traitements de bas niveau.



### ➤ Interprétation de l'image :

L'interprétation vise à reconnaître les différents objets constituant l'image. Par exemple dans le domaine médical l'interprétation permet de reconnaître les pathologies recherchées dans le but d'aider le médecin dans son diagnostic.

### I.7.3 La segmentation d'images

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à partitionner l'image en un certain nombre de régions disjointes et de séparer les différentes zones homogènes. Pour procéder à la segmentation d'une image, l'ordinateur traite l'image comme un ensemble de points ayant chacun un niveau de gris voir un niveau de couleur.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation d'images, mais le choix d'une bonne méthode est lié à plusieurs facteurs :

- ✓ La nature de l'image (présence de bruit, contours fins,...).
- ✓ Les primitives à extraire.
- ✓ Les opérations en aval de la segmentation.
- ✓ Les contraintes d'exploitation.

Une bonne méthode de segmentation permettra d'arriver à une bonne interprétation et de simplifier l'image sans pour autant perdre des connaissances pertinentes.

## I.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes notions liées au contexte de notre étude, à savoir, l'IRM, l'anatomie cérébrale. Nous avons aussi décrit le processus de traitement d'images, avec ces différentes étapes. Parmi ces étapes on trouve la segmentation d'images, qui est en fait un outil fréquemment utilisé pour l'interprétation des données IRM.

La segmentation des tissus cérébraux est une étape très importante mais aussi très difficile, en grande partie à cause de la complexité de la structure du cerveau.

Le chapitre suivant donne un aperçu des principales approches de segmentation des images IRM du cerveau.

# ***CHAPITRE II :***

## ***La segmentation des images IRM***

### II.1 Introduction

Dans le domaine médical, l'imagerie est devenue un élément clé dans le vécu quotidien des médecins, son but est d'extraire à partir des images acquises, les informations utiles au diagnostic vital du malade.

En analyse d'images, la segmentation est une étape essentielle et préliminaire des traitements de haut niveau tels que la détection ou l'extraction d'objets. Elle consiste à décomposer une image en régions homogènes. Dans le domaine de médecine la segmentation d'images permet d'extraire des structures anatomiques spécifiques et de localiser certaines pathologies au sein d'une séquence d'images numériques ce qui apporte une amélioration très intéressante au processus de diagnostic médical. La segmentation est l'une des étapes les plus importantes du prétraitement dans plusieurs recherches médicales et applications cliniques, telles que la quantification du volume des tissus, la visualisation et l'analyse des structures anatomiques, la fusion et le recalage multimodal, la cartographie fonctionnelle du cerveau, la détection des pathologies, et la planification et la simulation des opérations chirurgicales.

Actuellement, Il n'y a pas de méthodes de segmentation efficace sur tout type d'images. De nombreuses méthodes ont été proposées en adaptant des méthodes existantes pour enlever certaines limitations dans certains domaines d'applications.

La segmentation précise des tissus et des structures cérébrales en IRM est une tâche importante et indispensable à de nombreuses applications. La segmentation vise à déterminer le type de tissu présent pour chaque pixel ou voxel dans un ensemble de données 2D ou 3D, en fonction des informations recueillies à partir des images IRM et des connaissances a priori du cerveau. Ainsi deux applications principales sont envisageables, la délimitation des tissus cérébraux (matière grise, matière blanche, liquide céphalo-rachidien) et la localisation des principales structures anatomiques sous corticales (système ventriculaire, noyaux caudés, thalamus, putamens, ..), elles-mêmes composées de ces tissus [9].

La segmentation des tissus et des structures cérébrales en IRM est une tâche difficile, plusieurs problèmes peuvent apparaître lors de ce processus affectant la qualité des résultats. Plusieurs obstacles influençant l'information radiométrique disponible doivent être surmontés lors du traitement des images IRM. Ils comprennent le bruit inhérent aux mesures physiques

et le biais induit par la qualité des champs magnétiques et de l'antenne de réception, ce qui peut élargir les classes de radiométrie. Il y a aussi le chevauchement des tissus qui peut résulter d'un très faible contraste ou d'un effet de volume partiel (dû à la discrétisation de l'espace). Enfin, la variabilité de l'anatomie du cerveau humain rend le processus de segmentation encore plus difficile.

Dans ce chapitre nous présentons un état de l'art des différents types de méthodes développées pour répondre à la problématique de la segmentation des images d'IRM cérébrales.

### II.2 Définition de la segmentation

La segmentation est un traitement appliqué à une image, permettant de séparer dans cette image les objets les uns des autres et de l'arrière-plan en extrayant les contours ou en segmentant en régions homogènes. Cette définition donne un aperçu des principales approches de segmentation : orientée vers la détection des contours ou fondée sur l'homogénéité des régions de l'image. La segmentation peut aussi être vue comme l'action d'éliminer la redondance naturellement présente dans une image, afin de donner un sens à ses différents constituants ou objets.

L'objectif de la segmentation est de fournir une interprétation de chaque pixel de l'image en leur attribuant une étiquette. Pour les IRM cérébrales anatomiques, trois niveaux de description des données observées sont considérés :

- ✓ La description bas niveau qui consiste à la segmentation des tissus décrivant la matière contenue dans chaque pixel. Son objectif est alors d'étiqueter l'encéphale selon les trois matières principales (le liquide céphalo-rachidien, la matière grise et la matière blanche).
- ✓ La description de plus haut niveau, qui consiste à la segmentation en structures décrivant l'appartenance des pixels à une région anatomique connue, par exemple les ventricules, le putamen, le thalamus, noyaux codés...
- ✓ La description des lésions, qui peuvent apparaissent sur les IRM cérébrales, causées par certaines pathologies.

### II.3 Applications et intérêts de la segmentation

La segmentation est un des axes de recherche majeurs de l'analyse d'images médicales. Ses applications sont extrêmement variées, tant dans le domaine clinique que des neurosciences.

La segmentation d'IRM cérébrales en clinique permet :

- ✓ Le suivi de l'évolution de certaines maladies dégénératives. Par exemple, la segmentation du noyau caudé et le calcul de son volume sont impliqués dans des études sur la maladie de Huntington, la maladie de Parkinson ou d'Alzheimer.
- ✓ la planification et la simulation d'interventions neurochirurgicales. Lors des opérations elle permet la visualisation virtuelle du cortex et des structures sous-corticales, ainsi que l'aide au guidage pour le neurochirurgien.

La segmentation est aussi une étape centrale dans de nombreuses chaînes de traitements liées à des études neuro-cognitives, elle permet :

- ✓ La quantification de la variabilité inter-individuelle, par exemple lors d'études statistiques sur la morphologie des structures cérébrales.
- ✓ Mettre en évidence des différences anatomiques entre différents sujets (Voxel Based Morphometry ou VBM).
- ✓ La reconstruction 3D du cortex, sur laquelle on peut ensuite projeter les activations de l'IRM fonctionnelle (IRMf). La segmentation des tissus cérébraux permet la reconstruction initiale, puis la segmentation des structures sous-corticales permet de différencier la matière grise du cortex et la matière grise des structures sous-corticales, améliorant la reconstruction 3D du cortex.

Hormis ses applications dans le domaine clinique et des neurosciences, la segmentation se situe au cœur des problématiques de l'analyse d'images médicales, car son résultat peut fournir une initialisation pour d'autres traitements. En effet, les résultats de segmentation fournissent des informations précieuses pour le recalage d'images, la construction d'atlas ou l'apprentissage de relations spatiales entre structures anatomiques. Mais à l'inverse, utiliser un atlas ou une autre forme de connaissance spatiale pour guider le processus de segmentation permet d'obtenir de nouveaux résultats. De même, une opération de recalage entre un modèle connu et le sujet à traiter améliore nettement les performances de la segmentation. Ainsi,

l'intérêt de la segmentation ne se situe pas uniquement dans ses applications directes, mais dans l'interaction avec de nombreux autres outils d'analyse et de traitement des images. Cette interaction se traduit notamment par des approches modulaires, dans lesquelles la segmentation est un maillon parmi un enchaînement de traitements répondant à un problème concret.

### II.4 Difficultés de la tâche de segmentation

La segmentation des images n'est pas une tâche facile, elle est sujette à plusieurs obstacles. Les principales difficultés rencontrées dans le processus de segmentation sont les suivantes :

**La forme variable des objets à segmenter** : Un même objet peut avoir une forme différente chez deux sujets, en particulier pour les structures cérébrales. L'exemple le plus visible est le cas des sillons corticaux, leur localisation et leur forme varient largement d'une personne à une autre.

**Le Faible Contraste et l'ambiguïté au niveau des frontières:**

Ce problème est en particulier gênant pour la segmentation des structures profondes du cerveau comme les noyaux gris centraux, où leurs bords apparaissent fondus dans la matière blanche sur les IRM pondérées en T1. Ce phénomène peut aussi se produire lorsqu'une modalité d'imagerie produit des niveaux de gris similaires pour deux tissus différents, par exemple la matière grise et la matière blanche sur les IRM pondérées en T2.

**Le Bruit sur l'image** : Les causes de bruit sont multiples. Le débruitage (élimination de bruit) constitue une étape de prétraitement nécessaire avant un processus de segmentation.

**Artefacts issus des systèmes d'acquisition ou liés aux algorithmes de reconstruction** : Les artefacts sont de nature diverse selon la modalité d'imagerie utilisée. Dans le cas de l'Imagerie par Résonance Magnétique, il s'agit essentiellement d'une variation spatiale d'intensité due aux hétérogénéités de champ. L'IRM est également affectée par le phénomène de Gibbs qui apparaît dans le voisinage des zones de forts gradients d'intensité. Tous ces artefacts affectent le processus de segmentation et peuvent nuire ces résultats.

### II.5 Les différentes techniques de segmentation

La segmentation d'images peut être considérée comme un traitement de bas niveau. Elle a pour but de permettre l'extraction d'éléments de l'image. Elle n'est généralement qu'une première étape essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène. Elle effectue une partition de l'image  $I$  en un certain nombre de régions disjointes. De nombreux travaux ont été réalisés sur ce sujet, dans des domaines aussi variés que le domaine médical ou militaire. C'est toujours un sujet d'actualité et un problème qui reste ouvert. Pour cette subdivision en régions distinctes homogènes, il est reconnu deux grandes approches, l'approche région et l'approche frontière. Ces deux approches sont duales car une région définit une ligne sur son contour et une ligne fermée définit une région intérieure [10].

Cette classification des techniques de segmentation en deux grandes approches est, en particulier, celle présentée par Cocquerez [11].

**Approche région :** La segmentation par régions est une approche spécifique dans laquelle on cherche à construire des surfaces en regroupant des pixels voisins suivant un critère d'homogénéité. Au final, la segmentation par région crée un ensemble de régions qui ont les propriétés suivantes:

- ✓ La réunion de toutes les régions donne l'image entière.
- ✓ Les régions sont connexes (c'est-à-dire que tous les pixels d'une même région sont jointifs).
- ✓ Tous les pixels d'une même région sont homogènes entre eux.
- ✓ Les pixels de deux régions adjacentes ne sont pas homogènes entre eux.

**Approche frontière :** Cette approche, est une technique non contextuelle qui ignore les rapports pouvant exister entre les régions de l'image. On regroupe les pixels suivant un attribut global. Elle comprend les techniques de détection de contours, mais les contours obtenus ne conduisent pas toujours directement à la partition recherchée. En effet, les pixels contours mis en évidence pour une forme, généralement ne sont pas connexes. Il faut alors appliquer des méthodes de fermeture de contours. Ce n'est qu'après la fermeture de contours que les régions apparaissent, déterminées par l'intérieur des contours.

### II.5.1 Seuillage

Le seuillage d'une image, est la méthode la plus simple de segmentation. Le seuillage est une technique qui repose sur une mesure quantitative d'une grandeur, il permet de classer les pixels selon un seuil fixé. Si un pixel a une valeur supérieur au seuil fixé, il prendra la valeur 1 (blanc), et si sa valeur est inférieure au seuil fixé, il prendra la valeur zéro (noir) [12]. La formule de seuillage est la suivante:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < S \\ 1 & \text{si } f(x, y) \geq S \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Avec :

- ✓  $g(x,y)$  est le résultat de l'image binaire à la position  $(x,y)$ .
- ✓  $S$  est le seuil.
- ✓  $f(x,y)$  est l'intensité du pixel à la position  $(x,y)$ .

### II.5.2 Croissance de régions

La croissance de régions est une technique contextuelle, elle prend en considération les attributs locaux des pixels. C'est une technique essentiellement ascendante. Pour définir une région, on définit un germe dans la région d'intérêt. La méthode utilisera ce germe comme point de départ pour l'agrégation. La croissance peut être guidée par différents critères. Lorsque l'homogénéité guide la croissance, un pixel dont le niveau de gris est proche de celui de la région courante, est sélectionné. L'évaluation porte généralement sur une mesure de dispersion locale des niveaux de gris [13].

### II.5.3 Quadtree

Dans cette technique, on divise l'image par quatre à chaque fois. Trop de divisions amènent à travailler sur une image où les différences entre pixels ne sont plus significatives. Le "Quadtree" est une représentation de l'image exploitant la récursivité du pavage carré. C'est une arborescence dont la racine est l'image tout entière et dont les nœuds possèdent quatre fils. Chaque fils est un quadrant du nœud précédent [14].



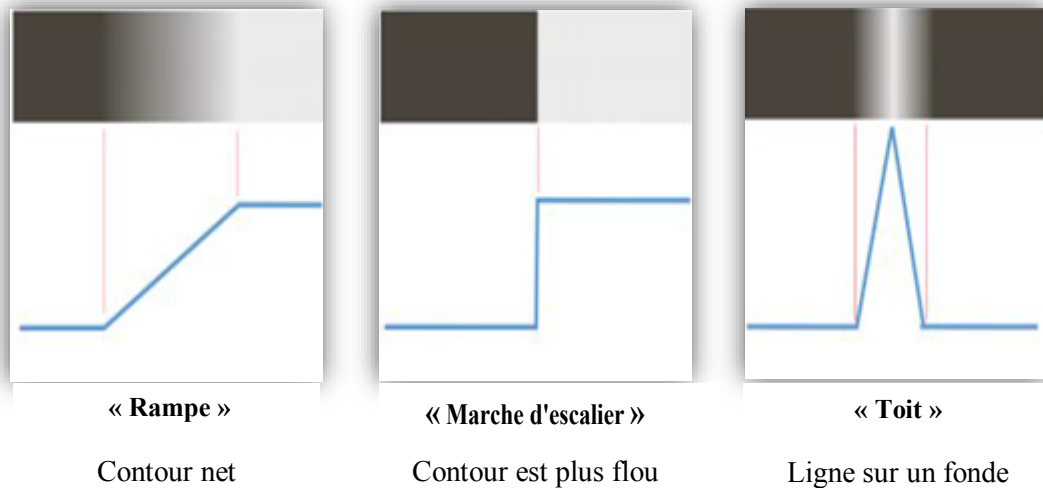
### II.5.4 Recherche de patrons

Cette méthode tente de retrouver dans l'image ou dans la zone d'intérêt, une forme géométrique connue a priori. Connaissant exactement ou presque la forme de ce patron (template), on parcourt l'image en cherchant la correspondance la plus parfaite. Il s'agit donc de mesurer la similarité entre le motif et toute portion de l'image en tenant compte des transformations de translation, de rotation, et de changement d'échelle. Une forte similarité indique une forte probabilité d'avoir trouvé le motif. Il existe plusieurs possibilités de mesure de la similarité entre deux images. Par exemple Altaye [15] teste la norme L1, la norme L2, la cross-corrélation normalisée. Il applique cette méthode à la segmentation des images IRM cérébrales des nouveau-nés.

### II.5.5 La segmentation par détection de contour

Le but de la détection de contour d'une image est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. La détection des contours d'une image réduit de manière significative la qualité des données et élimine les informations. Les primitives à extraire présentent les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions [16]. Un contour est donc défini comme une zone de l'image où l'intensité des pixels change subitement, cette interruption dans l'image est le passage d'un niveau de gris à un autre, de manière plus ou moins rapide [17]. On distingue trois types de contours simples :

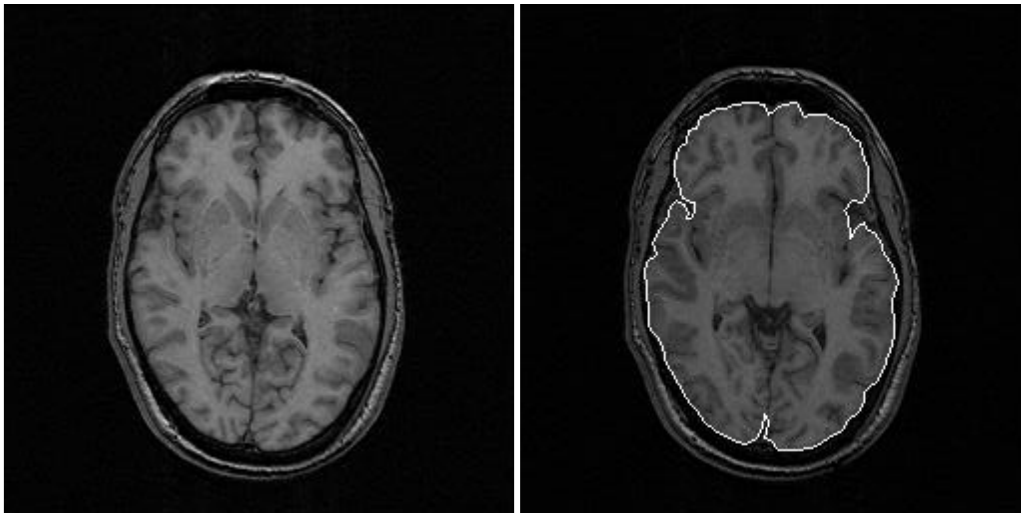
- ✓ Marche d'escalier : le contour est net (contour idéal).
- ✓ Rampe : le contour est plus flou.
- ✓ Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.



**Figure 2.1** : Différents type de contours.

Les approches contours se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets [17].

Les premiers modèles de segmentation s'appuient sur des détections de changement rapide d'intensité lumineuse ou de couleur, c'est-à-dire les contours de l'image. L'application de détecteurs de contours sous la forme de filtres dérivateurs permet d'obtenir les contours des objets présents dans la scène (voir figure 2.2). Nous pouvons citer les approches se basant sur les différences finies comme l'opérateur de gradient, l'opérateur laplacien, les filtres de Sobel, Prewitt, Roberts ou bien des approches reposant sur des critères d'optimalité comme les filtres de Canny-Deriche. Mais ce genre de techniques est peu exploitable car elles donnent des contours non fermés, bruités ou des contours non détectés.



(a) Image Originale

(b) Détection de Contours

**Figure 2.2** : Détection de contours sur une image IRM cérébrale.

### II.5.6 Segmentation par classification

Les méthodes de segmentation d'images par classification sont issues du domaine de classification des données multidimensionnelles. Elles définissent une partie de l'image en un ensemble de classes tel que chaque classe rassemble des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques souvent réduit au niveau aussi similaire que possible et que les classes soient distinctes les unes des autres [18].

#### II.5.6.1 La méthode des $k$ plus proches voisins (kPPV)

Une première façon d'effectuer une classification est d'estimer la fonction de densité de probabilité selon la méthode des  $k$  plus proches voisins (kPPV). Soit un ensemble d'apprentissage  $P$ , consistant en  $N$  échantillons de dimension  $D$  dont la répartition en  $C$  classes est connue. Un élément  $y_j$  est classé dans la classe  $c$  si la majorité des  $k$  plus proches échantillons de l'ensemble d'apprentissage appartient à la classe  $c$ . La distance entre les motifs est calculée selon une norme adaptée à chaque cas. Cependant, cette méthode suppose que l'ensemble d'apprentissage est représentatif des données traitées et doit être fourni en préalable comme entrée de la méthode. Cet ensemble peut être fourni soit par un expert, soit être extrait de l'ensemble des motifs selon certaines conditions.

La méthode kPPV avec un ensemble d'apprentissage est utilisée dans [19]. Dans cette approche l'expert définit l'ensemble d'apprentissage en sélectionnant de 50 à 100 pixels par

classe (uniquement en fonction de l'intensité des pixels). Un modèle anatomique est également fourni de manière à contraindre la segmentation afin d'obtenir des résultats plus pertinents.

Une méthode kPPV complètement automatique est proposée dans [20]. Initialement une extraction automatique de l'ensemble d'apprentissage est effectuée en utilisant un élagage d'un arbre ouvrant minimal d'un ensemble de pixels à partir d'un atlas anatomique. La méthode kPPV est ensuite appliquée afin d'obtenir la segmentation finale.

### II.5.6.2 La méthode K-means

La méthode des k-moyennes (K-means) [21] classe les objets selon leurs attributs en  $k$  parties (ou clusters) en supposant que les attributs des objets forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster :

$$V = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in S_k} |x_i - c_k|^2 \quad (\text{II.2})$$

Où  $S_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$  sont les  $K$  clusters (classes) et  $c_k$  est le centroïde ou point moyen des points  $x_i \in S_k$ .

Cette méthode commence par le partitionnement des points en  $K$  ensembles initiaux, cela est fait soit au hasard, soit en utilisant une heuristique. Le centroïde de chaque ensemble est ensuite calculé et une nouvelle partition est construite en associant chaque point avec le centroïde le plus proche. Ensuite la méthode alterne entre calcul des centroïdes des nouveaux clusters et appariement des points avec le centroïde le plus proche jusqu'à convergence. Celle-ci est obtenue quand plus aucun point ne change de groupe (ou bien quand les centroïdes ne changent plus).

Un des avantages de cette méthode qui l'a rendue populaire est sa rapidité. En effet, son nombre d'itérations est typiquement inférieur au nombre de points. Néanmoins cette méthode ne garantit pas toujours un optimum global et sa performance dépend en grande partie du choix des ensembles initiaux et peut, en pratique, être bien loin de l'optimum global. Pour surmonter ce problème une approche courante est de lancer plusieurs fois la méthode et de retourner la meilleure partition. Vu sa rapidité d'exécution le temps global de cet approche ne sera pas très important.

Aussi l'autre inconvénient de cette méthode est qu'il est nécessaire de donner le nombre de clusters (i.e.  $K$ ) à trouver au préalable; cela n'étant pas réellement handicapant dans le cas de la segmentation cérébrale puisque le nombre de classes est, le plus souvent, connu.

Cette méthode a été utilisée pour segmenter le cerveau dans [22] [23] [24] avec des résultats plutôt satisfaisants mais la qualité non constante de la solution construit un handicap en particulier si on cherche une automatisation de traitement.

### II.5.6.3 Méthode fuzzy C-means (FCM)

La méthode Fuzzy C-Means (c-moyens flous) est une méthode de classification non supervisée floue. Elle introduit la notion d'ensembles flous dans la définition de classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque classe (cluster) avec un certain degré. Il utilise un critère de minimisation des distances intra-classes et maximisation des distances interclasses [25].

Cette méthode est basée sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des pixels à ces classes.

Elle consiste à minimiser la fonction objective suivante :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (\text{II. 3})$$

Avec :

$c$  : le nombre de classe.

$N$  : nombre de points à traiter.

$d$  : la distance euclidienne.

$U_{ik}$  : le degré d'appartenance du pixel  $k$  à la classe  $i$  tel que  $U_{ik} \leq 1$  et  $\sum_{i=1}^c U_{ik} = 1$

$m$  : le degré de flou ( $>1$ ).

### Les différentes étapes de la méthode FCM sont comme suit :

#### 1. Initialisation des paramètres :

- ✓ Nombre de classes.
- ✓ Degré de flou.
- ✓  $\epsilon$  (Seuil représentant l'erreur de convergence).

2. Initialiser la matrice de degrés d'appartenances  $U$  par des valeurs aléatoires dans l'intervalle  $[0,1]$ .

3. Mettre à jour les prototypes (centres des classes)  $V$  par la relation suivante :

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m} \quad (\text{II. 4})$$

4. Mettre à jour la matrice de degrés d'appartenance  $U$  par la relation suivante:

$$U_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, v_j))^{\frac{2}{m-1}}} \quad (\text{II. 5})$$

5. Calculer la fonction objective  $J(V, U, X)$  par l'équation (II. 3).

6. Répéter les étapes étape 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :

$$U^{\text{ancien}} - U^{\text{nouveau}} < \epsilon \quad (\text{II. 6})$$

#### *a) Intérêts de la méthode FCM pour la segmentation des images IRM cérébrales*

La méthode FCM appartient à une famille de techniques dite floue (utilisant le principe de la logique floue). En effet, en raison de l'incertitude de la valeur des pixels des images IRM cérébrales, l'utilisation d'approches communes peut potentiellement limiter la capacité de ces techniques. Pour cette raison, les chercheurs ont développé des approches floues en considérant différentes régions des images IRM comme des ensembles flous. En particulier, l'utilisation des ensembles flous est appropriée pour décrire des données appartenant à des classes mal définies, comme les pixels correspondant à des volumes partiels sur des données IRM cérébrales. Par conséquent, de nombreux travaux ont utilisé la méthode

Fuzzy C-Mean (FCM) pour la segmentation des tissus cérébraux en IRM par exemple les méthodes décrites dans les articles [26] [27] [28] [29] [30] [31] [32] [33].

### II.7 Conclusion

En analyse d'images, la segmentation est l'opération la plus délicate, elle est invoquée presque dans toutes les applications traitant une image.

Aujourd'hui, on se retrouve devant un nombre considérable de méthodes de segmentation, où nous avons présenté dans ce chapitre celles les plus répondues.

Les approches par classification se révèlent être bien adaptées pour la segmentation des tissus cérébraux (LCR, matière grise et matière blanche). Parmi ces méthodes, la méthode Fuzzy c-means (FCM) a retenu notre attention. Son avantage est qu'il propose une solution au problème du volume partiel en fournissant des fonctions d'appartenance à chaque tissu, tout en étant facilement extensible de manière à inclure de nouvelles fonctionnalités et plus simple à mettre en œuvre.

Malgré ses avantages, l'utilisation seule de la méthode FCM pour la segmentation des tissus cérébraux a des limites, d'où l'intérêt de combiner cette méthode avec d'autres modèles de segmentation en particulier les modèles déformables.

# ***CHAPITRE III :***

## ***Les modèles déformables***



### III.I Introduction

Il existe plusieurs techniques pour la segmentation des IRM cérébrales, chaque technique a ses propres avantages et ses inconvénients. Dans ce chapitre nous donnons un aperçu et nous détaillons la technique de segmentation principale de notre approche à savoir les modèles déformables en particulier les modèles géométriques.

Les modèles déformables sont des méthodes flexibles du point de vue de la topologie et sont adaptés à l'introduction des connaissances a priori. Au cours de la dernière décennie ils sont devenus très populaire pour une variété d'applications, notamment la segmentation d'images médicales et le suivi de mouvement.

Ce chapitre fournit un background théorique et un aperçu des modèles déformables en particulier les modèles géométriques « les ensembles de niveau ».

### III.2 Les modèles déformables

Les modèles déformables ou contours actifs ont été initialement décrits par Kass, Witkins et Terzopolous [34] pour extraire les objets d'intérêt dans une image.

Un modèle déformable est formé d'un enchainement de points mobiles, répartis sur une courbe en deux dimensions. Son principe est basé sur l'évolution d'une courbe initiale sous l'action d'une force pour atteindre l'objet à segmenter [35]

Les modèles déformables ont connu de nombreuses applications en segmentation d'images. Ils présentent plusieurs avantages par rapport aux autres modèles de segmentation : sont robustes au bruit, permettent de traiter les discontinuités dans les contours des images, et sont appropriés pour l'introduction de connaissances à priori.

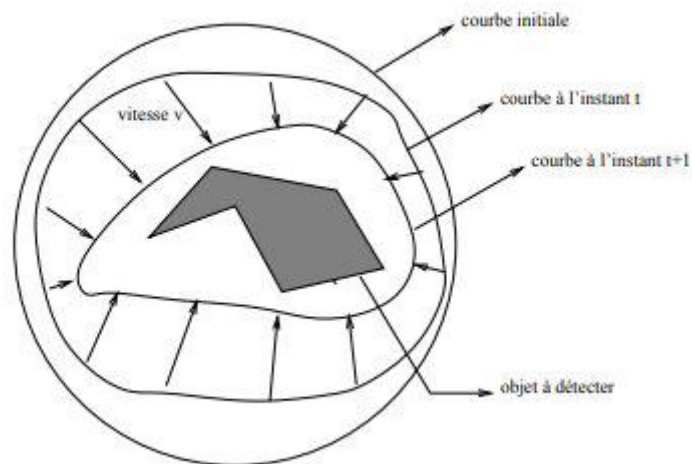
Deux Types de modèles déformables existent : les modèles paramétriques [34] et les modèles non-paramétriques aussi appelés modèles géométriques [36]. Les premiers sont les plus anciens et nécessitent une représentation paramétrique ou discrète. Les seconds, fondés sur la théorie d'évolution des courbes, utilisent une représentation implicite du modèle et permettent des changements de topologie [37].

### III.2.1 Les modèles paramétriques (les snakes)

Cette méthode a connu un grand succès au sein de la communauté du traitement d'image, notamment pour la reconnaissance des formes.

Les modèles déformables paramétriques sont constitués d'une courbe (ou surface) qui peut se conformer dynamiquement aux formes d'objets en réponse aux forces internes (élastique et courbure) et aux forces externes (image et contraintes) [38]. Les modèles déformables paramétriques 2D appelés aussi modèles Snake sont initialement proposés par Kass et al. [34] et étendu au cas 3D par Cohen [39]. Cette famille de modèles déformables a été appliquée avec succès dans divers problèmes d'imagerie médicale [40][41][42][43]. MacInerney propose un aperçu de divers travaux basés sur des modèles déformables paramétriques pour des applications médicales [44].

Mathématiquement, un Snake se définit comme une courbe (ou surface) paramétrée qui se déforme en réponse à deux types de forces; internes et externes correspondant respectivement à une énergie interne et à une énergie externe [45].



**Figure 3.1** : Evolution du snake

#### III.2.1.1 Energie interne

L'énergie interne égale à l'addition d'une énergie élastique et d'une énergie de courbure correspondant respectivement à la première et à la seconde dérivée de la courbe paramétrée représentant le Snake. Cette énergie est donnée par la formule suivante :

$$\begin{aligned}
 E_{\text{interne}} &= \alpha(s)E_{\text{élastique}} + \beta(s)E_{\text{courbure}} \\
 &= \alpha(s)\left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s)\left(\frac{d^2v}{ds^2}\right)^2
 \end{aligned}
 \tag{III.1}$$

**Avec:**

$\alpha$ : Facteur d'élasticité.

$\beta$ : Facteur de rigidité du contour permettant ainsi d'obtenir des courbes plus ou moins lisses.

### III.2.1.2 Energie externe

L'énergie externe est constituée d'une énergie d'image et d'une énergie de contraintes. L'énergie d'image aussi appelé énergie potentielle représente les éléments sur l'image vers lesquels on veut attirer le snake, généralement le gradient de l'image ou le contour. Cette énergie est donnée par la formule suivante :

$$E_{\text{image}} = -\lambda(s)|\nabla I(v(s))|^2 \tag{III.2}$$

**Avec:**

$\nabla$ : est l'opérateur gradient.

$\lambda$ : est un facteur qui dépend de l'image  $I$  initiale.

L'énergie de contraintes est définie par l'opérateur, selon les caractéristiques du problème étudié. Dans le cas d'absence de contraintes extérieures, cette énergie pourra être négligeable.

### III.2.1.2 L'expression de l'énergie totale

L'énergie totale du Snake correspond à l'intégrale de l'ensemble des énergies exercées sur un domaine bien définie et qui est donnée par la relation:

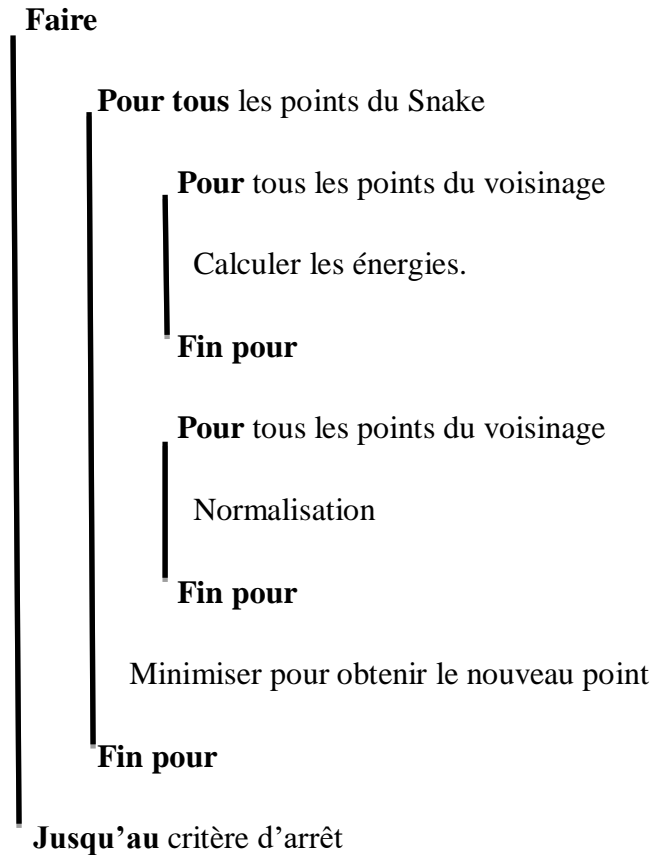
$$E_{\text{snake}} = \int_a^b \underbrace{[E_{\text{interne}}(v(s))]}_{\text{Energie interne}} + \underbrace{[E_{\text{image}}(v(s)) + E_{\text{contraintes}}(v(s))]}_{\text{Energie externe}} ds \tag{III.3}$$

Dans l'absence d'une énergie de contraintes, l'énergie totale se résume donc à la relation:

$$E_{\text{snake}} = \int_a^b [\alpha(s)\left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s)\left(\frac{d^2v}{ds^2}\right)^2 - \lambda(s)|\nabla I(v(s))|^2] ds \tag{III.4}$$

### III.2.1.3 L'algorithme de Snake

L'algorithme de Snake peut se résumer comme suit :



### III.2.1.4 Avantages et inconvénients des modèles déformables paramétriques

#### Avantages :

- ✓ L'expression des Snake est utilisée dans de nombreuses applications telles que : la segmentation, la détection de contours, le suivi spatio-temporel d'objet et dans la vision robotique.

#### Inconvénients :

- ✓ le contour initial doit être assez proche de l'objet pour assurer la convergence.
- ✓ Problèmes liés à la topologie : Le Snake est incapable de localiser distinctement deux objets sur une image, au mieux, les contours des deux objets seront liés.
- ✓ Les Snake ayant du mal à rentrer dans les concavités.
- ✓ Problèmes liés aux calculs.

### III.2.2 Les modèles géométriques

La deuxième famille des modèles déformables est les modèles déformables non-paramétriques ou géométriques [46] [36] [47] [48] [49]. Dans leur article original Osher et Sethian [50] ont introduit le concept de modèles déformables non-paramétriques, qui fournissent une formulation implicite du contour déformable dans un cadre d'ensemble de niveaux. Ce type de modèles s'adapte mieux aux applications médicales. De plus, le formalisme des level sets [50] permet l'implémentation de ces méthodes efficacement.

L'idée de base des modèles déformables géométriques consistait à intégrer l'évolution du contour dans les courbes iso-valeur d'une fonction de dimension supérieure. De telles fonctions ont été appelées fonctions d'ensemble de niveau. Les changements topologiques pourraient être naturellement gérés. De plus, les surfaces de forte courbure, très difficiles à manipuler pour les modèles déformables paramétriques, pourraient également être facilement représentées. Pour cette raison, les ensembles de niveaux sont devenues un axe de recherche très actif pour la segmentation d'images ces dernières années et ont fait l'objet de très nombreux développements et applications dans le domaine de l'imagerie médicale plus spécifiquement pour la segmentation des structures et tissus cérébraux [51] [52] [53].

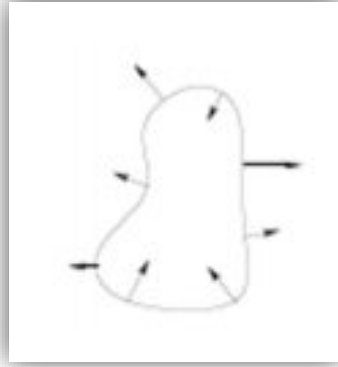
Les modèles géométriques ont été améliorés par la suite par Caselles et al. et Malladi et al. [36]. Ces auteurs n'utilisent plus la minimisation d'un critère pour établir l'équation d'évolution mais envisagent l'évolution de la courbe comme une propagation d'un front d'onde. L'évolution du contour est commandée par une équation aux dérivées partielles dynamique dont la forme est telle que :

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s,t)}{\partial t} = FN \quad (\text{III.5})$$

**Avec:**

$F$ : la force qui fait évoluer le contour.

$N$ : la normale unitaire intérieure à  $\mathcal{C}$  (le contour en évolution) et  $t$  le temps.



**Figure 3.2** : Courbe subissant une force normale.

Osher et Sethian [50], par analogie à l'équation de la chaleur, ont défini une équation géométrique pour un contour telle que:

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s,t)}{\partial t} = kN \quad (\text{III.6})$$

Où  $k$  désigne la courbure du contour  $\mathcal{C}$ .

Quant au modèle de contour géométrique proposé par Caselles et al., il prend la forme générale telle que:

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s,t)}{\partial t} = g(|\nabla I|)(\alpha + k)N \quad (\text{III.7})$$

Où  $g$  est la fonction de détection d'attache aux données et  $\alpha$  est une constante.

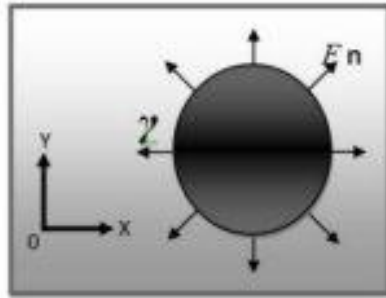
### III.2.2.1 Les ensemble de niveaux (level sets)

La méthode des ensembles de niveaux (Level Set), Introduit par Osher et Sethian [50], est une méthode numérique qui calcule au cours du temps la propagation spatiale d'un front [54].

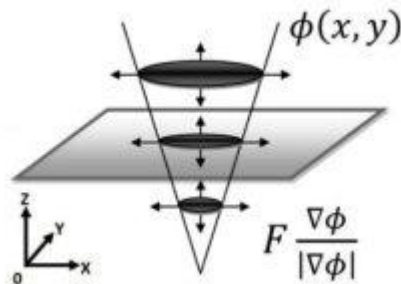
C'est un ensemble de points qui ont la même valeur de fonction  $\phi$ .  $\phi$  est un iso contour d'une fonction  $(x,y,t)$ , défini sur le domaine de l'image. Evoluant ainsi une courbe en mettant à jour une fonction level-set à des coordonnées fixes au cours du temps.

Cette courbe  $C$  n'est pas paramétrée, mais implicitement définie par le biais d'une fonction de dimension supérieure :

$$\begin{aligned} \phi: \Omega \subset N^2 &\rightarrow R \\ (x, y) &\rightarrow \phi(x, y) \quad (\text{III.8}) \end{aligned}$$



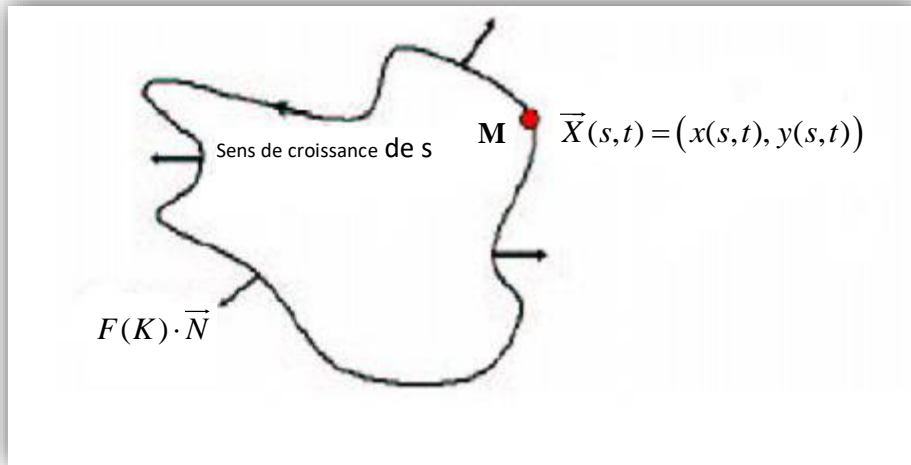
**Figure 3.3:** Courbe dans un espace à deux dimensions avec définition de la normale extérieure.



**Figure 3.4:** Représentation implicite de la courbe par l'ensemble de niveau zéro d'une fonctionnelle à deux variables.

### *a) Principe de la méthode Level Set*

Le principe des ensembles de niveau est inspiré de la propagation des courbes subissant une force normale. Pour étudier l'évolution de la courbe  $C$ , on utilise uniquement des mesures géométriques (normale à la courbe, courbure,...) et non pas des quantités dépendant de paramètres [55].



**Figure 3.5** : Propagation d'une courbe avec une vitesse  $F$  de direction suivant la normale.

### b) Implémentation de la méthode Level Set

En pratique, les fonctions des level sets ne sont pas continues et doivent donc être discrétisées. Dans notre cas, nous évaluons la fonction  $\phi$  à chaque pixel de coordonnées  $(x, y)$  de l'image traitée par :

$$\frac{\phi(x,y,t+\Delta t) - \phi(x,y,t)}{\Delta t} \quad (\text{III.9})$$

Or, comme il est montré que [56]:

$$|\nabla\phi| * V(\alpha) + \phi = 0 \quad (\text{III.10})$$

Alors :

$$|\nabla\phi| * V(\alpha) + \frac{\phi(x,y,t+\Delta t) - \phi(x,y,t)}{\Delta t} = 0 \quad (\text{III.11})$$

On peut donc calculer  $\phi$  comme:

$$\forall t(\phi(x, y, 0) \text{ connue}) \quad (\text{III.12})$$

Grâce à :

$$\phi(x, y, t + \Delta t) = \phi(x, y, t) - |\nabla\phi| * V(\alpha) * \Delta t \quad (\text{III.13})$$



### c) Formalisation

L'équation d'évolution de la courbe  $C(t)$  est :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = FN^{\rightarrow} \quad (\text{III.14})$$

Alors la fonction  $\Phi$  évolue dans le temps avec l'équation suivante :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = F|\nabla \Phi| \quad (\text{III.15})$$

On peut en déduire que :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = g(I)(v + k)|\nabla \Phi| \quad (\text{III.16})$$

$k$  c'est la courbure, qui s'écrit comme:

$$k = \text{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \quad (\text{III.17})$$

Alors l'équation globale d'évolution de la fonction  $\Phi$  est :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = g(I)|\nabla \Phi| \text{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + v g(I)|\nabla \Phi| \quad (\text{III.18})$$

### III.2.2.2 La Méthode de la bande étroite (Narrow Band)

Afin de limiter les calculs lors de l'utilisation d'une fonction d'ensembles de niveau, Sethian propose d'utiliser une "Bande Étroite " (ou Narrow band en anglais) autour du contour (figure 3.6).

En effet, puisque l'évolution qui nous intéresse est celle du niveau zéro, il est possible de se limiter uniquement aux valeurs de  $\phi$  qui se situent près du front et de ne faire évoluer  $\phi$  que pour les points proches du contour qui sont situés dans une "Bande Étroite" autour du niveau zéro. Une illustration de cette bande étroite est donnée sur la figure 3.7.

Lorsque le front se rapproche de la bordure de la bande, l'évolution de  $\phi$  est stoppée et une nouvelle bande étroite est construite [57].

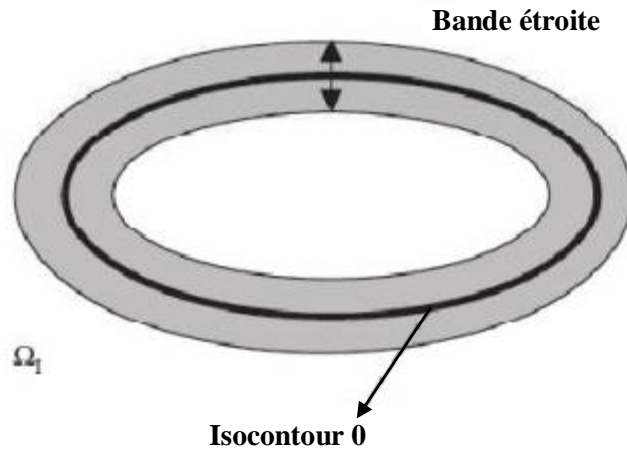


Figure 3.6 : Bande étroite autour de l'isocontour 0 de  $\phi$ .

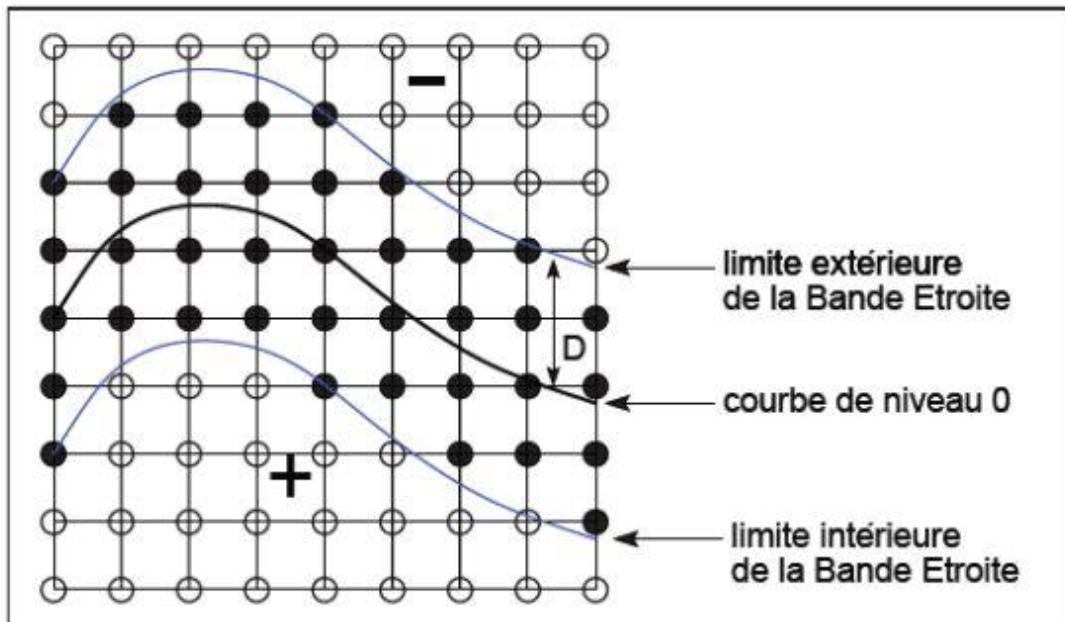


Figure 3.7 : Illustration de la Bande Etroite, les points noirs sont les seuls pour lesquels la valeur de  $\phi$  est changée.

### III.2.2.3 Modèle de Chunming Li [58]

Dans cette section, nous allons détailler une variante des ensembles de niveau, dite méthode des level set sans réinitialisation développée par Chunming Li.

Chunming Li a proposé une nouvelle formulation variationnelle du Level Set qui force la fonction d'ensemble de niveau d'être proche d'une fonction de distance signée, et donc éliminer complètement le besoin du procédé coûteux de réinitialisation. [54]

### a) *Formulation du modèle Chunming Li avec les Level-sets*

Il est bien connu qu'une fonction de distance signée doit satisfaire une propriété souhaitable de  $|\nabla\Phi|=1$ .

Naturellement, Chunming Li a proposé l'intégrale suivant:

$$p(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy \quad (\text{III.19})$$

Elle indique de combien  $\phi$  est loin par rapport à la distance signée dans  $\Omega \in \mathbb{R}^2$ , avec  $\Omega$ : domaine totale de l'image.

Cette métrique présente le mot clé dans notre formulation level set. La formule d'énergie totale est la suivante :

$$\varepsilon(\varphi) = \mu p(\varphi) + \varepsilon_m(\varphi) \quad (\text{III.20})$$

**Avec:**

- ✓  $\mu > 0$  est un paramètre qui contrôle l'effet de la pénalisation de la déviation de  $\varphi$  de la fonction de distance signée.
- ✓  $\varepsilon(\varphi)$  énergie interne, elle est fonction de  $\varphi$  seulement.
- ✓  $\varepsilon_m(\varphi)$  énergie externe, elle dépend des données d'image permettant au contour initial à évoluer vers les dispositifs désirés dans l'image.

La formule générale de la fonction d'évolution peut s'écrire comme suit :

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = -\frac{\partial\varepsilon}{\partial\varphi} \quad (\text{III.21})$$

La fonction de détection de contour est :

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2} \quad (\text{III.22})$$

L'énergie  $\varepsilon_m(\Phi)$  est choisie telle que :

$$\varepsilon_m(\Phi) = \varepsilon_{g,\lambda,v}(\Phi) = \lambda L_g(\Phi) + v A_g(\Phi) \quad (\text{III.23})$$

## Chapitre III: Les modèles déformables

---

Avec :  $\lambda > 0$  et  $v$  sont des constantes.

Les termes  $L_g(\varphi)$  et  $A_g(\varphi)$  sont définis par:

$$L_g(\varphi) = \int_{\Omega} g\delta(\varphi)|\nabla(\varphi)|dxdy \quad (\text{III.24})$$

$L_g(\varphi)$  : Intégrale qui permet de calculer la longueur du contour

$$A_g(\varphi) = \int_{\Omega} gH(-\varphi)dxdy \quad (\text{III.25})$$

**Avec :**

$H(\varphi)$  : La fonction de Heaviside.

$g\delta(\varphi)$  : La fonction univariable de Dirac.

$L_g(\varphi)$  : Intégrale qui permet de calculer la longueur du contour

$A_g(\varphi)$ : Surface pondérée de  $\Omega - \sigma$ , a pour objectif d'accélérer l'évolution et :

$$\Omega_{\Phi} = \{ (x, y) \mid \varphi(x, y) < 0 \} \quad (\text{III.26})$$

Le coefficient  $v$  de  $A_g$  peut être positif ou négatif, selon la position relative du contour initial.

La formule totale s'écrit donc :

$$\varepsilon(\varphi) = \mu p(\varphi) + \varepsilon_{g,\lambda,v}(\varphi) \quad (\text{III.27})$$

### ***b) Choix des coefficients et initialisation***

#### **Courbe initiale :**

On peut initialiser  $\Phi_0$  comme suit:

$$\varphi_0(x, y) = \begin{cases} -p & (x, y) \in \Omega_0 \\ 0 & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ p & \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (\text{III.28})$$

#### **Coefficients : $\rho > 2\varepsilon$ :**

$\partial\Omega_0$  le contour,  $\Omega_0$ : l'intérieur du contour,  $\Omega - \Omega_0$  : l'extérieur du contour.

$v > 0$ : la courbe se rétrécit (déplacement de l'intérieur vers l'extérieur).

$v < 0$ : la courbe se dilate (déplacement de l'extérieur vers l'intérieur).

### *c) Avantage du modèle de Chunming Li*

- ✓ Le temps sensiblement plus grand peut être employé pour résoudre numériquement l'évolution d'équation différentielle partielle, et accélère donc l'évolution de la courbe.
- ✓ La fonction d'ensemble de niveaux est plus efficace et plus facile à implémenter que la fonction de distance signée.
- ✓ L'évolution du level set proposée peut être mise en application en utilisant l'arrangement simple de différence finie.

### **III.3 Hybridation modèle déformable – logique floue**

L'idée de combiner un modèle déformable avec un modèle flou est intéressante, car le modèle obtenu pourra traiter à la fois la complexité des structures cérébrales et l'incertitude des données IRM. Plusieurs travaux ont été proposés dans ce sens, dans [59] les auteurs ont utilisé un algorithme adaptatif de c-means flou qui est combiné avec un algorithme d'isosurface et un modèle de surface déformable pour reconstruire le cortex cérébral. Dans [60] les auteurs ont proposé une méthode de segmentation automatique pour les structures cérébrales; le processus de segmentation est basé sur une description spatiale symbolique des structures, et affiné avec un modèle déformable. Dans le cadre de segmentation proposé par [61] le modèle géométrique déformable et les relations anatomiques spatiales modélisées avec des ensembles flous sont utilisés pour conduire la segmentation des structures cérébrales. Dans [62] les auteurs ont utilisé un atlas fait de modèles flous complexes incorporant des informations d'intensité, de localisation et de relation spatiale pour segmenter les structures cérébrales avec un algorithme de recalage.

### **III.4 Approche proposée (combinaison Level sets - FCM)**

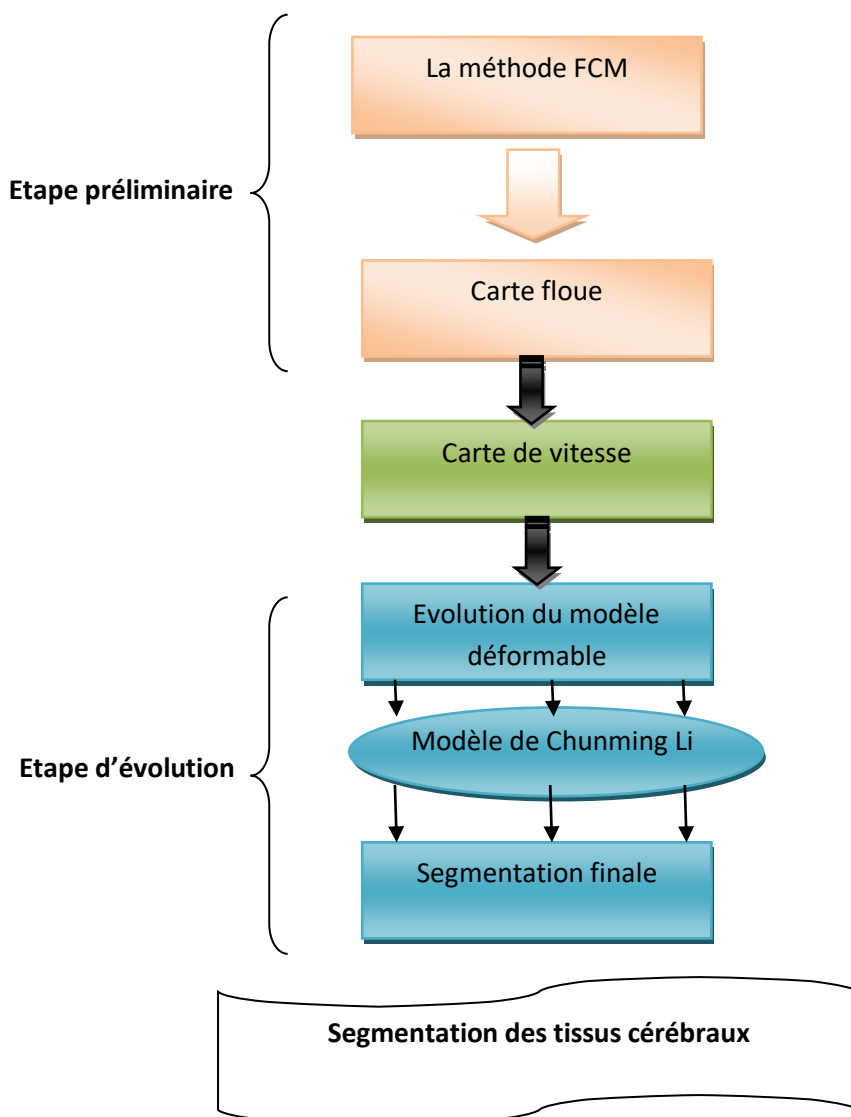
L'approche proposée est une méthode de segmentation utilisant un modèle déformable géométrique. Elle se décompose en deux grandes parties. Initialement, une étape préliminaire permet de construire la carte de vitesse (la carte d'informations) pour le modèle déformable. Ensuite, un modèle déformable mis en œuvre avec la méthode de Chunming Li évolue vers la

## Chapitre III: Les modèles déformables

structure à segmenter, sous l'action d'une force normale définie à partir de cette carte de vitesse. Les différentes étapes de notre approche sont représentées sur la figure 3.8.

La carte de vitesse utilisée est construite à partir de l'information floue, qui constitue le choix privilégié et approprié dans le cas de l'IRM cérébrale.

L'algorithme FCM décrit dans le chapitre 2 est utilisé dans l'étape préliminaire. La vitesse de propagation est définie à partir de la carte de vitesse floue utilisée comme information a priori pour guider le processus de segmentation.



**Figure 3.8 :** Schémas général de l'approche proposée.

## Chapitre III: Les modèles déformables

---

Dans l'approche proposée le modèle déformable n'agit pas directement sur les pixels de l'image mais utilise les degrés d'appartenance aux trois tissus (Matière blanche, matière grise, liquide céphalo-rachidien) calculés par la méthode FCM.

La fonction d'évolution basée contour  $g(|\nabla I|)$  du modèle de Cuning Li classique est remplacée par une nouvelle fonction floue  $g(U)$ :

$$g(U) = g\left(\alpha \cdot \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2} + \beta \cdot (1 - U)\right) \quad (\text{III.29})$$

Avec :

- ✓  $\alpha$  et  $\beta$  deux constantes de pondération positives, tel que  $\alpha + \beta = 1$ . On choisit  $\alpha=0.8$  et  $\beta=0.3$  pour privilégier l'information de région floue par rapport à l'information de contour.
- ✓  $U$  est la matrice des degrés d'appartenance aux différents tissus (MB, MG, LCR) calculée par la méthode FCM.
- ✓  $g$  une fonction décroissante de la forme :

$$g(x) = \frac{1}{1+x^2} \quad (\text{III.30})$$

### III.5 Conclusion

Ce chapitre a donné un aperçu des méthodes de segmentation d'images médicales par modèles déformables. Etant donné la forme parfois complexe des structures anatomiques, il semble intéressant d'utiliser des méthodes flexibles du point de vue de la topologie, c'est en particulier le cas pour les modèles déformables. Nous retiendrons donc en particulier les méthodes utilisant le principe des ensembles de niveau. Cependant, la formulation originale de ces méthodes reste trop simple pour pouvoir être appliquée sur des images réelles, il faut donc les adapter en tirant parti du maximum d'informations disponibles pour la segmentation. Comme ces informations sont parfois hétérogènes et peu précises, cela nécessite de se placer dans un cadre méthodologique adapté, comme celui de la logique floue qui permet de bien représenter des connaissances imparfaites. La théorie des sous-ensembles flous est particulièrement adaptée pour raisonner à partir de connaissances vagues et imprécises et traiter des données appartenant à des catégories mal définies. Elle est donc largement employée dans le domaine de la segmentation d'images médicales et en particulier les IRM

### Chapitre III: Les modèles déformables

---

cérébrales. La logique floue est utilisée de plusieurs manières pour les problèmes de segmentation, elle peut être utilisée dans un but de classification, en exploitant les fonctions d'appartenance à des grandes classes de tissus correspondant à des objets mal définis de l'image, ou de tirer parti des différents éléments théoriques pour modéliser des relations spatiales entre différentes structures anatomiques pour prendre des décisions de segmentation.

Enfin une conclusion importante à tirer est l'importance d'avoir une approche modulaire de segmentation qui combine la théorie de la logique floue avec les modèles déformables, cette combinaison permet d'augmenter la robustesse de la segmentation des tissus cérébraux.



# ***CHAPITRE IV :***

## ***Résultats Expérimentaux et discussions***

### IV.1 Introduction

Dans le présent chapitre, nous abordons l'étude expérimentale de notre méthode de segmentation des tissus cérébraux.

Nous présentons les résultats obtenus par la coopération entre les deux méthodes level sets et FCM appliquée aux images IRM cérébrales pour la segmentation des trois classes de tissus (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien).

Pour réaliser ce travail, nous avons utilisé le langage Matlab. Ce logiciel a de nombreux avantages en particulier pour le traitement d'images.

### IV.2 Présentation du logiciel

#### IV.2.1 Langage de programmation utilisé

Nos programmes ont été développés avec l'environnement MATLAB (8.3.0.532) (R2014a) [63].

Ce programme est exécuté sur un PC Acer : Intel(R) Core (TM) i3-3110M CPU, Mémoire installée (RAM): 4.00Go (3.89 Go utilisable), HD Graphics : 2.40 GHz 4Go sous Windows 7 Édition Intégrale.

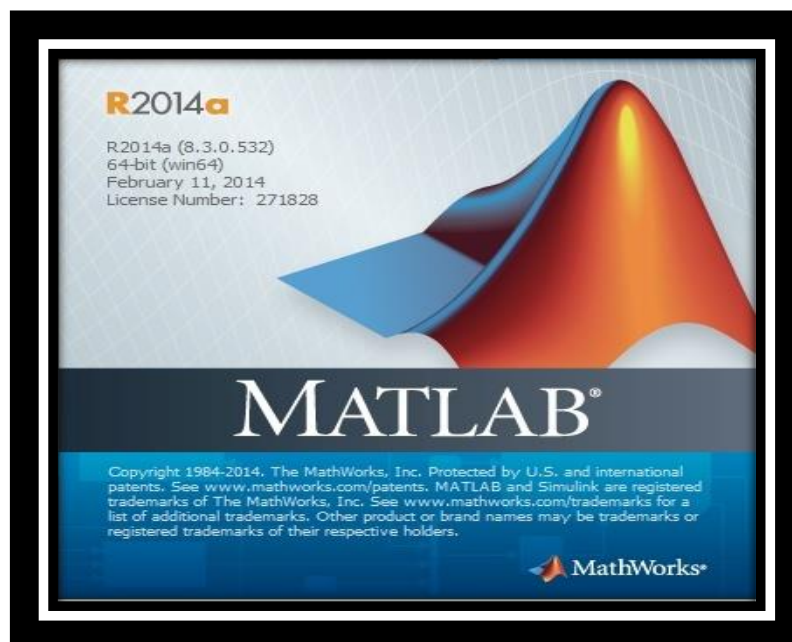


Figure 4.1 : L'environnement Matlab.

### IV.2.2 Présentation de Matlab

Matlab est un logiciel de calcul scientifique permettant de développer des solutions aux problèmes techniques. Il permet de réaliser le calcul numérique et le traçage graphique pour visualiser et analyser les données.

Matlab est associé à des boîtes à outils appelées toolbox permettant d'accéder à des fonctions spécifiques à un domaine d'application comme le traitement d'image. Il contient des bibliothèques spécialisées qui répondent à des besoins spécifiques en:

- 1-Analyse numérique.
- 2-Traitement du signal.
- 3-Traitement de l'image.
- 4- Autres ...

### IV.2.3 Avantages de Matlab

- ✓ Programmation infiniment plus rapide pour le calcul et pour l'affichage.
- ✓ Une librairie très riche.
- ✓ Possibilité d'inclure un programme en C/C++.
- ✓ Langage interprété : Pas de compilation donc pas d'attente pour compiler.
- ✓ Possibilité d'exécuter du code en dehors du programme.
- ✓ Code facile à comprendre et très lisible.
- ✓ Une aide très bien faite.

### IV.2.4 Inconvénients de Matlab

- ✓ Vitesse de calcul moins rapide qu'en C/C++.
- ✓ Payant (équivalent gratuit scilab).
- ✓ Application auto-exécutable peu pratique.

## Chapitre IV : Résultats expérimentaux et discussions

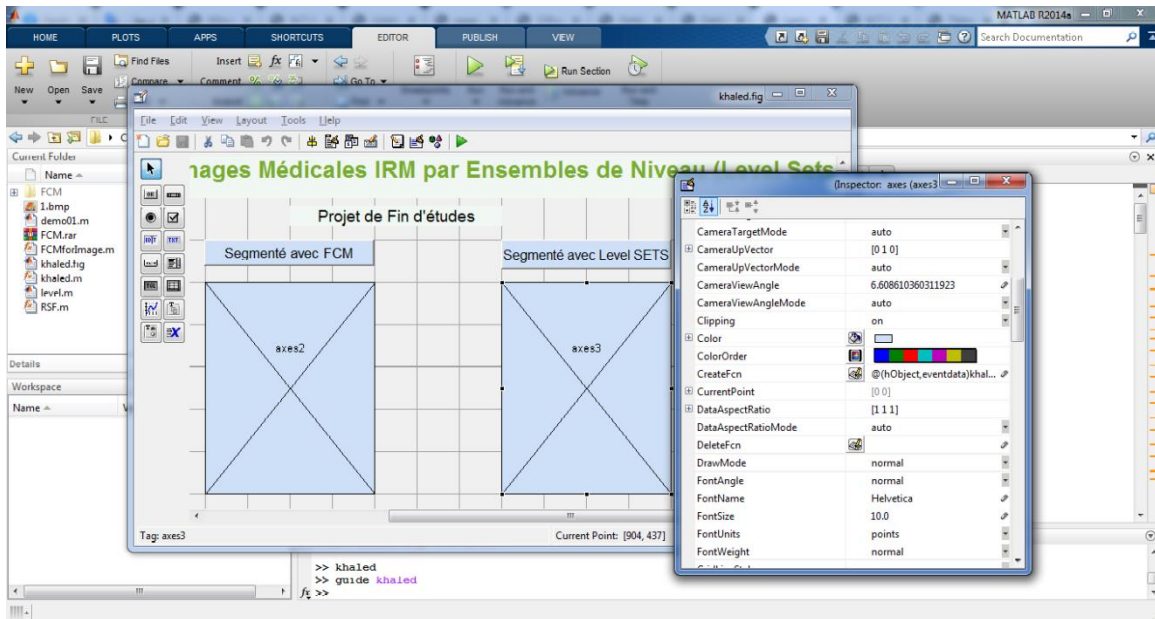


Figure 4.2 : Présentation de l'interface de développement graphique sous MATLAB.

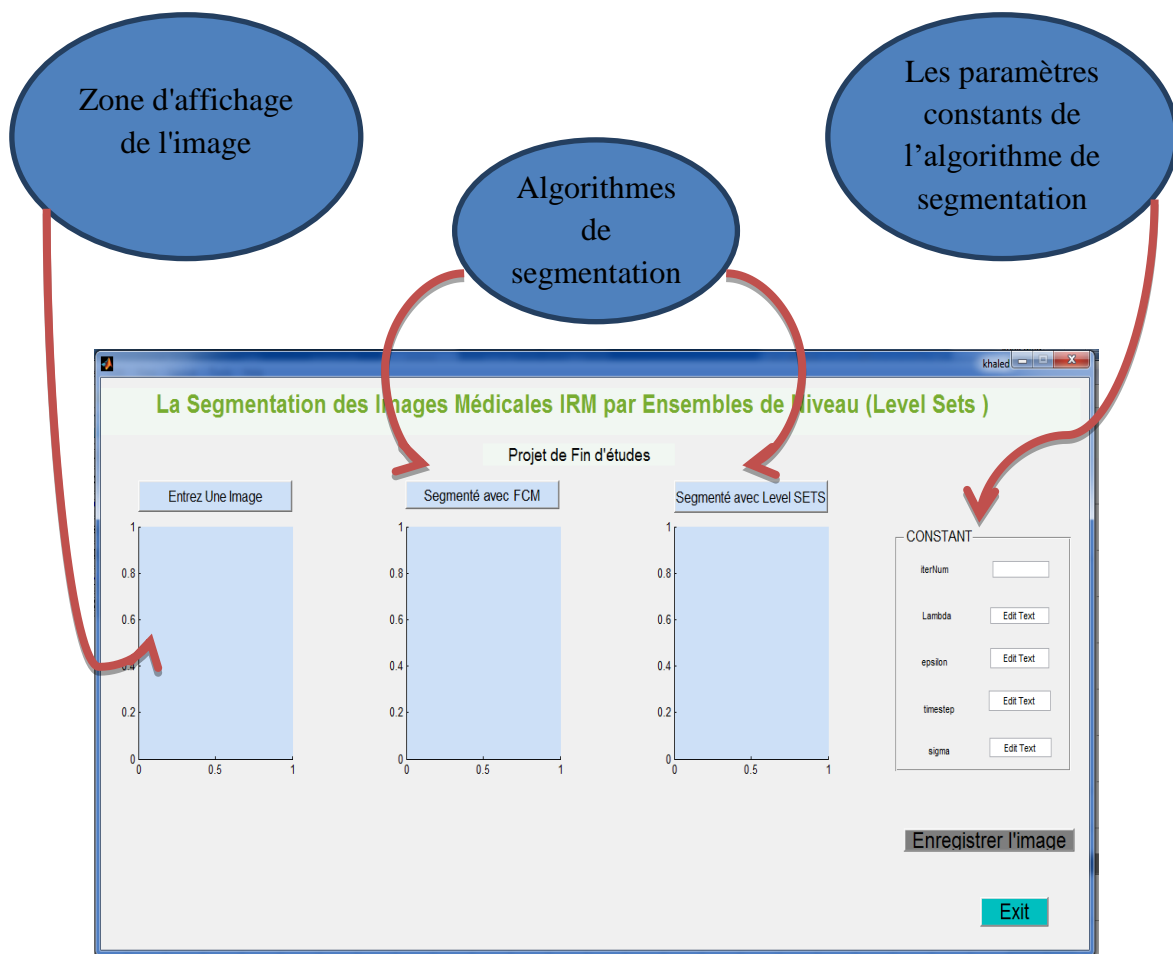


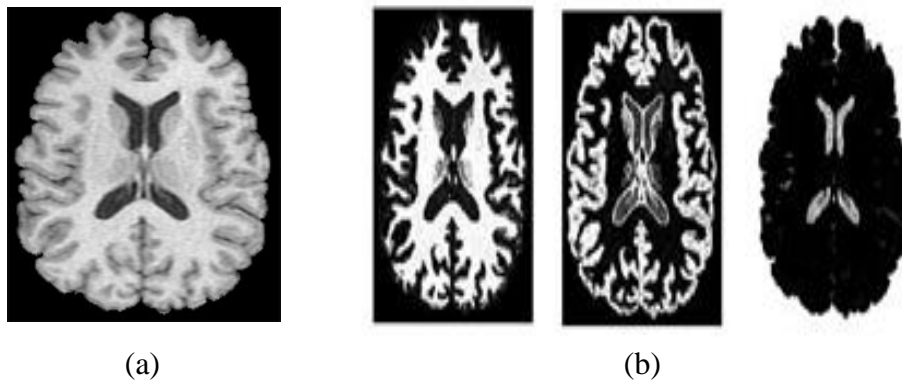
Figure 4.3 : Interface de l'application de segmentation sous MATLAB.

### IV.3 Application de la méthode FCM

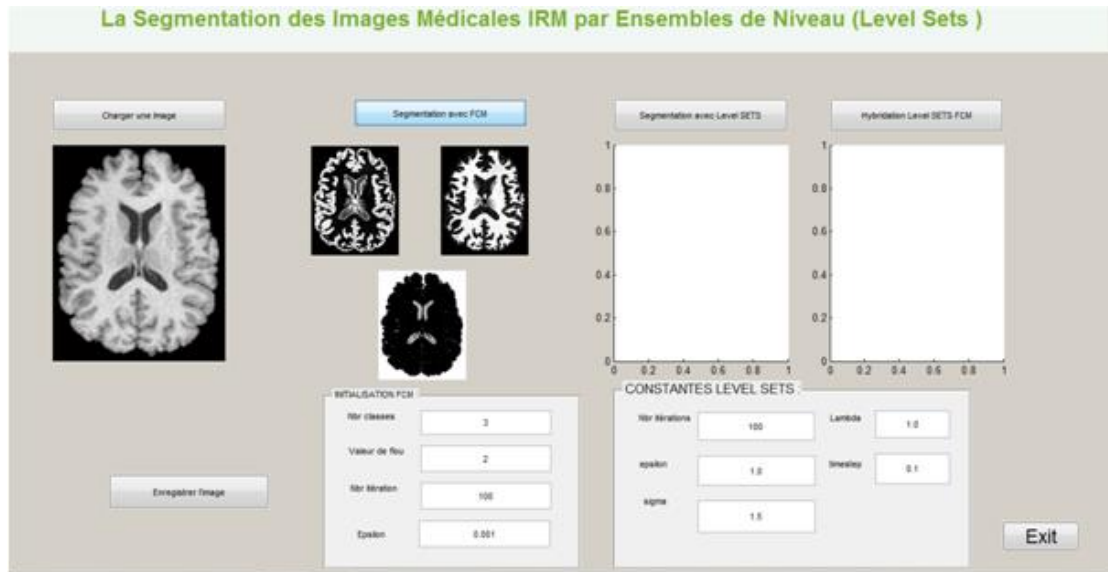
Pour cette première série d'expériences nous appliquons la méthode Fuzzy c-means (FCM) pour la segmentation des tissus cérébraux. Pour cette méthode, la décision finale d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence.

La méthode FCM donne le degré d'appartenance de chaque pixel aux différentes classes de tissus, et offre ainsi la possibilité d'agir efficacement sur le bruit inhérent aux images IRM. Les figures 4.3 et 4.4 présentent les résultats obtenus pour une image IRM cérébrale avec les paramètres :

- Facteur de flou  $M = 2$  (c'est la valeur qui donne le meilleur résultat).
- Nombre de classes  $C = 3$  (pour détecter les trois classes de tissus).



**Figure 4.3** : Résultat de la segmentation par FCM pour le nombre de classe ( $K=3$ ). (a) l'image originale, (b) résultat de la segmentation des trois tissus (Matière blanche (MB), Matière grise (MG), Liquide céphalo-rachidien (LCR)).



**Figure 4. 4 :** Interface de l'application montrant la segmentation par FCM des trois tissus (MB, MG, LCR).

D'après les résultats obtenus, on remarque que cette méthode (FCM) permet de détecter les trois classes de tissus en utilisant les degrés d'appartenance.

Comme les autres méthodes non supervisées, l'inconvénient de cette méthode c'est comment initialiser le nombre de classes. Pour le cerveau le nombre de classe est déjà connu et qui correspond au nombre de tissus cérébraux. L'autre inconvénient est sa difficulté à détecter les frontières des objets ayant une forte courbure comme par exemple les frontières du cortex.

### IV.4 Application de la méthode Level Sets (modèle de Chunming Li)

Dans la deuxième série d'expérience nous avons appliqué le modèle déformable de Chunming Li pour la segmentation des images IRM du cerveau.

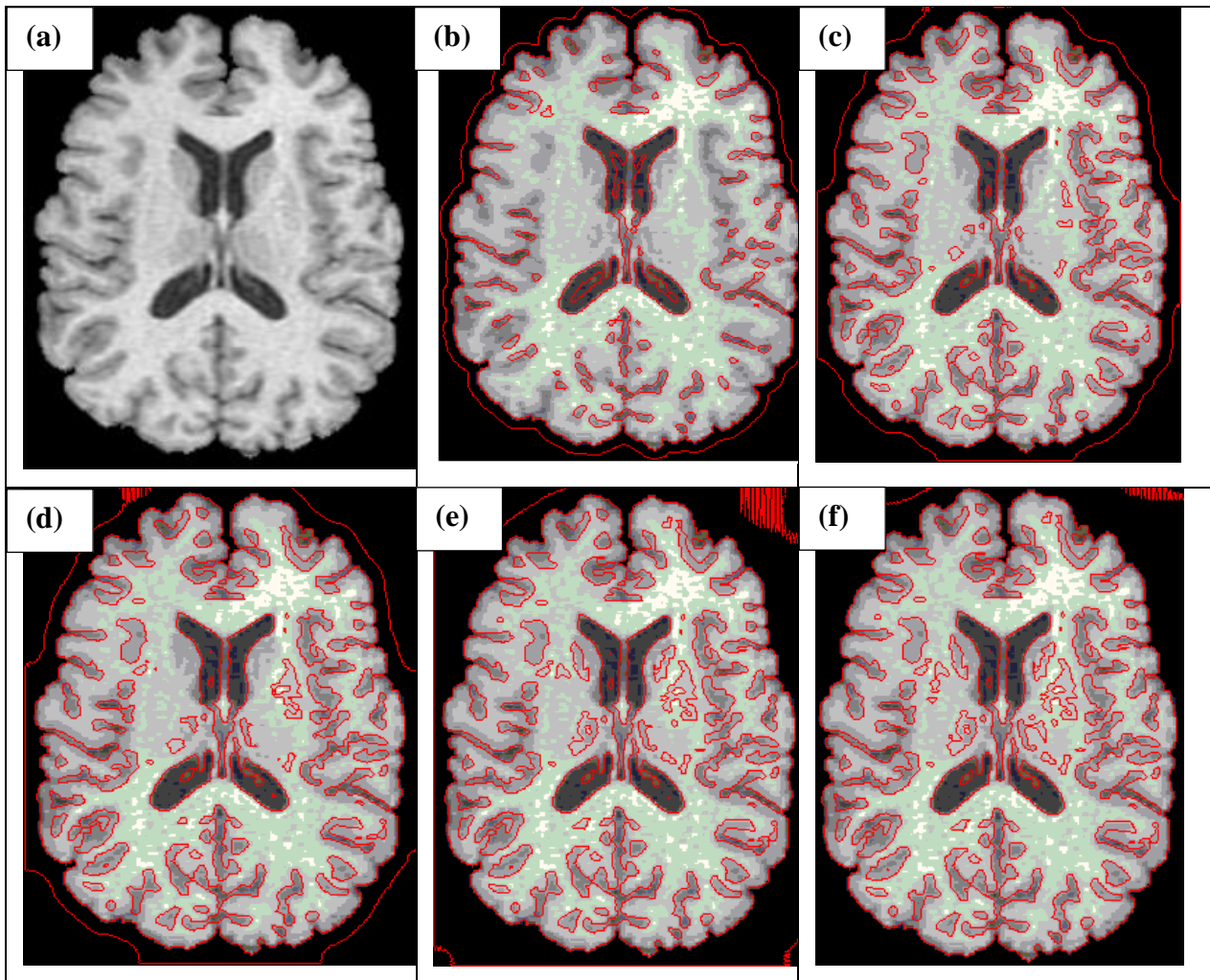
La figure 4.5 montre l'initialisation du model Chunming Li et La figure 4.6 présente les résultats de segmentation obtenus avec 10, 50, 100,1000 et 1500 itérations.

En appliquant le modèle de Chunmin Li, le contour de résultat évolue de l'extérieur vers l'intérieur en direction des différents tissus. Nous pouvons bien remarquer qu'après 100 itérations, la segmentation par ce modèle permet de donner un bon résultat de localisation des

différents tissus du cerveau. Le résultat final de la segmentation est montré sur les figures 4.8 et 4.9.

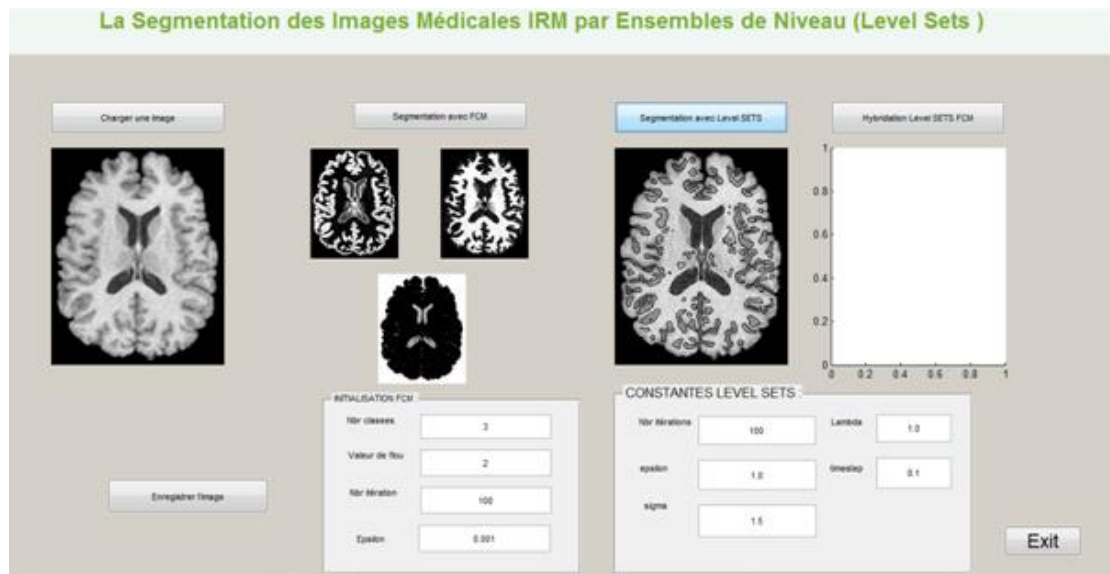


**Figure 4.5 :** Initialisation de la courbe initiale.

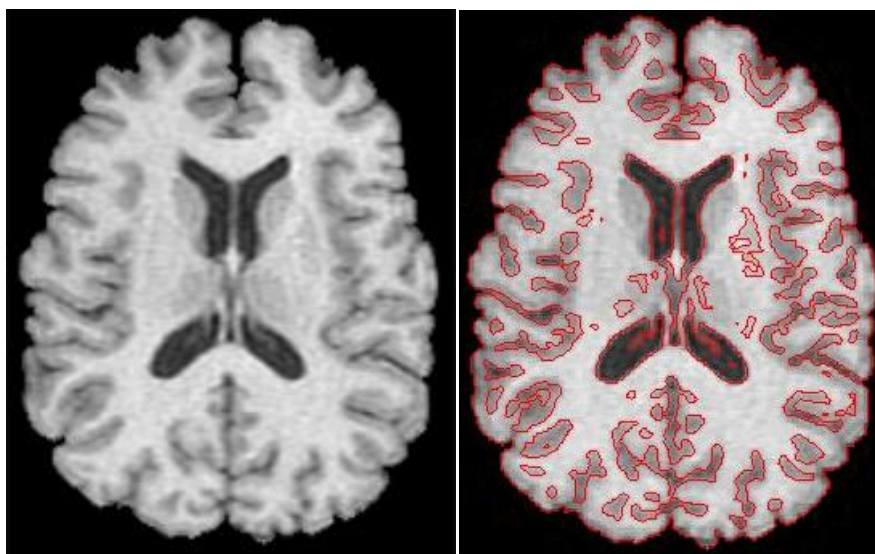


**Figure 4.6 :** Résultat de segmentation par Level Sets (modèle de Chunming Li). (a) image originale, (b) nombre d'itération =10, (c) nombre d'itération = 50, (d) nombre d'itération=100, (e) nombre d'itération = 1000, (f): nombre d'itération =1500.





**Figure 4. 7 :** Interface de l'application montrant la segmentation par level sets (modèle de Chunming Li) d'une image IRM du cerveau.



(a)

(b)

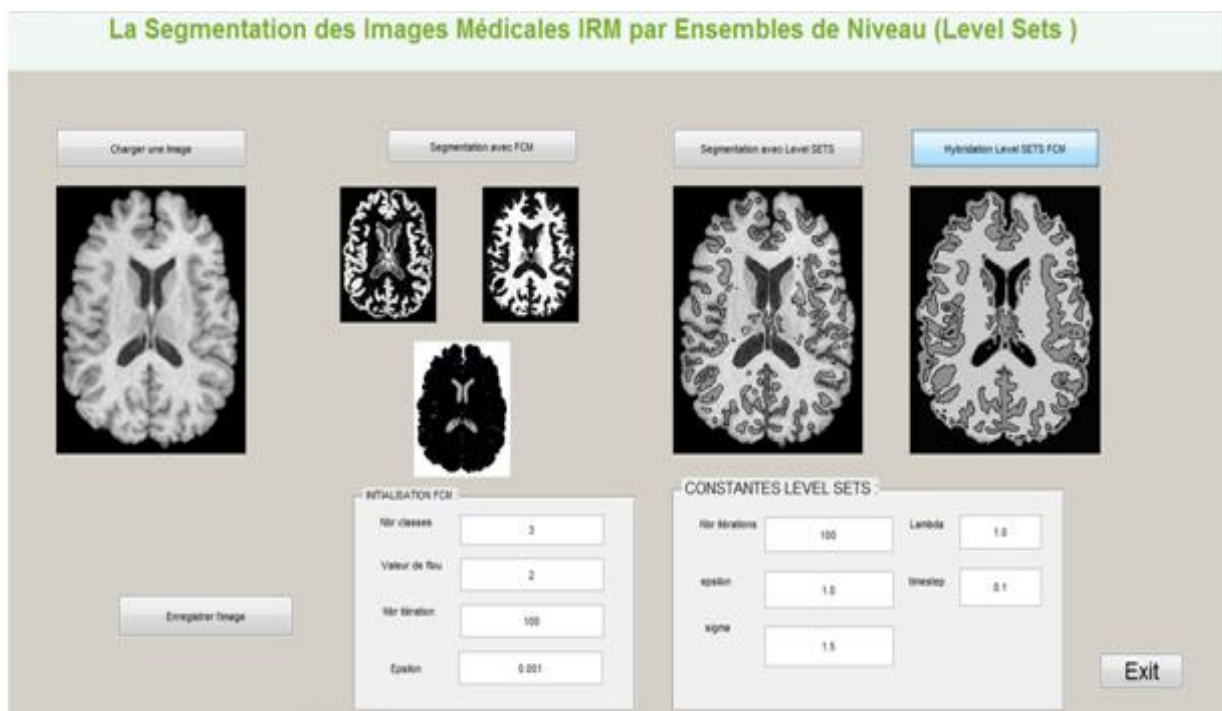
**Figure 4. 8 :** Résultat final de segmentation par level sets (modèle de Chunming Li) d'une image IRM du cerveau.

### IV.5 Application de la méthode coopérative entre level sets (modèle de Chunming Li) et la classification floue (FCM)

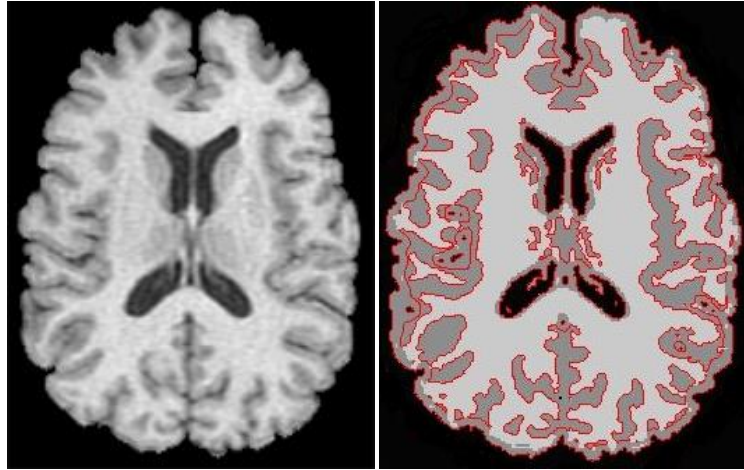
Dans cette section, nous allons présenter les résultats de notre méthode de segmentation des images IRM du cerveau.

La méthode proposée est basée sur une coopération entre le modèle déformable et la logique floue. Dans la première phase, nous utilisons la méthode de classification FCM pour obtenir la carte floue, cette carte est constituée des degrés d'appartenance des pixels aux différentes classes de tissus. Dans la deuxième phase (la phase d'évolution), nous utilisons la méthode de Level-set de Chunming Li avec notre fonction d'évolution construite à partir de la carte floue.

Les figures 4.9 et 4.10 présentent les résultats obtenus avec une image IRM du cerveau.



**Figure 4. 9 :** Interface de l'application montrant la segmentation par la méthode coopérative level sets-FCM d'une image IRM du cerveau.



**Figure 4.10** : Résultat final de segmentation par la méthode coopérative Level sets-FCM pour 100 itérations.

D'après les résultats obtenus, nous pouvons remarquer que la coopération entre Level sets et FCM donne une bonne segmentation des images IRM cérébrales. L'avantage de cette coopération est traduit par la bonne localisation des contours des tissus même avec des images de mauvaise qualité et en présence de bruit.

Dans la méthode proposée le modèle de Chunming Li agit directement sur les degrés d'appartenance et non pas sur les pixels, ce qui permet de résoudre le problème de bruit en particulier le bruit de volume partiel souvent rencontré dans les images IRM du cerveau.

### IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats expérimentaux de notre approche de segmentation basée sur une coopération entre Level set et FCM.

D'après l'étude expérimentale nous pouvons conclure que considérer uniquement les contours pour extraire les tissus cérébraux n'est pas toujours satisfaisant, et le fait de prendre en compte les propriétés des régions comprises entre ses contours en particulier l'utilisation de la logique floue pourrait améliorer les approches basées uniquement sur les contours. De ce fait l'hybridation entre Level sets et FCM permet d'améliorer la qualité des résultats pour la segmentation des tissus cérébraux.

# **Conclusion Générale et Perspectives**

## **Conclusion générale et perspectives**

Nous avons proposé dans ce mémoire une technique de segmentation d'images médicales, appliquée plus spécifiquement aux images d'IRM cérébrales.

Dans une première partie, nous avons donné les éléments d'état de l'art permettant de situer notre approche par rapport aux méthodes existantes. Pour cela, nous avons exploré deux thématiques de recherche : la segmentation d'images médicales par modèles déformables et l'utilisation de la logique floue pour la segmentation d'images médicales. La première thématique montre que les modèles déformables géométriques constituent une méthode très largement employée à des fins de segmentation, notamment en raison de leur grande flexibilité, de leur capacité à traiter des formes complexes. Le second axe de recherche permet de formaliser de façon explicite des connaissances imparfaites au moyen de la théorie des sous-ensembles fous. Ces connaissances sont alors exploitables pour guider un processus de segmentation.

La deuxième partie de ce mémoire a permis de décrire plus précisément notre approche et donner les différents résultats obtenus pour la segmentation des tissus cérébraux. L'approche proposée est une combinaison de la méthode de segmentation par ensembles de niveau ou plus particulièrement la méthode de Chunming Li avec la logique floue (la méthode FCM)

Plusieurs séries d'expériences ont été effectuées en utilisant notre approche pour la segmentation des tissus cérébraux. Les résultats obtenus ont été satisfaisants.

La méthode que nous avons proposée dans ce mémoire doit pouvoir servir de prétraitement pour diverses applications. Les données segmentées constituent alors les données d'entrée pour d'autres séries de traitements, nous pouvons par exemple utiliser la matière blanche segmentée pour faciliter l'étude des lésions de sclérose en plaques. En effet, au moment de la détection des lésions, une segmentation précise de la matière blanche permettrait d'éliminer les faux-positifs localisés dans les ventricules latéraux.

# *Références bibliographiques*

## REFERENCES

- [1] J. bushberg, L. edwin, J. m. boone. The essential physics of medical imaging, 4<sup>th</sup> edition, Editeur wolters kluwer, ISBN 139781975167660, 2020.
- [2] Y. Cabon. Modélisation statistique des données d'imagerie médicale : application dans l'asthme, thèse de doctorat, Université de Montpellier, France, 2018.
- [3] E. Szpieg. Compression contour-texture des images médicales, mémoire de MASTER, option : Signaux et Images en Biologie et Médecine, université d'Angers, 2007.
- [4] W. E. Steinmetz, C. R. Maher. Magnetic resonance imaging on an NMR spectrometer. An experiment for the physical chemistry laboratory. Concepts in Magnetic Resonance Part A 2007, Volume: 30, Num: 3, Pages: 133-164, 2007.
- [5] B. J. Lee, A. M. Grant. MR Performance in the Presence of a Radio Frequency-Penetrable Positron Emission Tomography (PET) Insert for Simultaneous PET/MRI, IEEE Transactions on Medical Imaging, Volume: 37, Issue: 9 , 2018.
- [6] M. Wels, Y. Zheng, M. Huber, J. Hornegger, D. Comaniciu. A discriminative model-constrained EM approach to 3D MRI brain tissue classification and intensity non-uniformity correction. Physics in Medicine and Biology, Volume: 56, Num: 11, Pages: 3269, 2011.
- [7] S. Prima, N. Ayache, T. Barrick, N. Roberts. Maximum likelihood estimation of the bias field in MR brain images: investigating different modelings of the imaging process. Dans: Proceedings of the 4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Springer- Verlag, Utrecht, The Netherlands, Pages: 811–819, 2001.
- [8] The Central Nervous System: <https://courses.lumenlearning.com/austincc-ap1/chapter/the-central-nervous-system/>. (Dernier accès en octobre 2020)
- [9] J. Dolz, L. Massoptier, M. Vermandel. Segmentation algorithms of subcortical brain structures on MRI for radiotherapy and radiosurgery: A survey. IRBM, Volume : 36, Num : 4, Pages : 200–212, 2015.
- [10] S. Belmerabet, N. Bardjak. Segmentation d'image, Mémoire de master, Option : Vision artificielle, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2017.
- [11] J.P. Cocquerez. Analyse d'Images: Filtrage et Segmentation, Edition: Elsevier-Masson, ISBN: ISBN-13: 978-2225849237, 1995.
- [12] Seuillage: Plateforme Logicielle Cépia:  
<http://www.pfl-cepia.inra.fr/index.php?page=tutoImg->. (Dernier accès en octobre 2020)

- [13] W. Zhu, Y. Shen. A Region Growing Segmentation Approach for MRI Brain Image Processing, Dans: 2019 IEEE 13th International Conference on Anti-counterfeiting, Security, and Identification (ASID), octobre 2019.
- [14] Y. Tian, k. Wang, R. Li, L. Zhao. A fast incremental map segmentation algorithm based on spectral clustering and quadtree. *Advances in Mechanical Engineering* , Volume: 10, février 2018.
- [15] M. Altaye, S. Holland, M. Wilke, C. Gaser, Infant Brain Probability Templates for MRI Segmentation and Normalization, *NeuroImage*, Volume: 43, Pages: 721-30, 2008.
- [16] M. Sandeli. Traitement d'images par des approches bio-inspirées, Thèse de magister, Université Constantine 2, 2014.
- [17] M. Meliani . Segmentation d'Image par Coopération Régions Contours, Thèse de magister, Ecole nationale Supérieure en Informatique, Oued-Smar Alger, Ecole Doctorale STIC, 2012.
- [18] N. Azouza. Segmentation par classification floue : application à l'imagerie par résonance magnétique, Master en : Sciences et sciences appliquées, Filière : Imagerie et instrumentation biomédicale, Option : Instrumentation biomédicale, Université Akli Moand Oulhadje-Bouira, 2018.
- [19] S.K. Warfeld, M. Kaus, F.A. Jolesz, R. Kikinis. Adaptive, template moderated, spatially varying statistical classification. *Medical Image Analysis*, Volume: 4, Num: 1, Pages: 43-55, 2000.
- [20] C.A. Cocosco, A.P. Zijdenbos, A.C. Evans. A fully automatic and robust brain MRI tissue classification method. *Medical Image Analysis*, Volume: 7, Num: 4, Pages: 513-527, 2003.
- [21] J. MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Dans: *Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Volume: 1, Pages: 281– 297. University of California Press, 1967.
- [22] J. Liu, L. Guo. An Improved K-means Algorithm for Brain MRI Image Segmentation. *Advances in Computer Science Research : Proceedings of the 3rd International Conference on Mechatronics, Robotics and Automation*. 2015.
- [23] A. Bal, M. Banerjee, P. Sharma, M. Maitra. Brain Tumor Segmentation on MR Image Using K-Means and Fuzzy-Possibilistic Clustering. 2018 2<sup>nd</sup> International Conference on Electronics, Materials Engineering & Nano-Technology (IEMENTech), Pages: 1-8, 2018.
- [24] J. Liu, L. Guo. An Improved K-means Algorithm for Brain MRI Image Segmentation, 3rd International Conference on Mechatronics, Robotics and Automation (ICMRA 2015), avril 2015.
- [25] Z. Yahiaoui. Etude et implémentation de l'algorithme c moyenne floue et ses variantes, Mémoire de master, Université de M'SILA, 2013.



- [26] S. Banerjee, D.P. Mukherjee, D. Dutta Majumdar. Fuzzy c-means approach to tissue classification in multimodal medical imaging. *Information Sciences*, Volume: 115, Pages: 261–279, 1999.
- [27] K.S. Chuang, H.L. Tzeng, S. Chen, J. Wu, T.J. Chen. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation. *Computerized Medical Imaging and Graphics: The Official Journal of the Computerized Medical Imaging Society*, Volume: 30, Pages: 9–15, 2006.
- [28] A.W. Liew, H. Yan. An adaptive spatial fuzzy clustering algorithm for 3-D MR image segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Volume: 22, Pages: 1063–1075, 2003.
- [29] D.Q. Zhang, S.C. Chen. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation. *Artificial Intelligence in Medicine*, Volume: 32, Pages: 37–50, 2004.
- [30] T.M.S. Filho, B.A. Pimentel, R. Souza, A. Oliveira. Hybrid methods for fuzzy clustering based on fuzzy c-means and improved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, Volume: 42, Num: (17–18), Pages: 6315–6328. 2015.
- [31] Z. Zainuddin, O. Pauline. An effective fuzzy C-means algorithm based on symmetry similarity approach. *Applied Soft Computing*, Volume: 35, Pages: 433–448, 2015.
- [32] S.K. Adhikari, J.K. Sing, D.K. Basu, M. Nasipuri. Conditional spatial fuzzy C-means clustering algorithm for segmentation of MRI images, *Applied Soft Computing*, Volume: 34, Pages: 758–769, 2015.
- [33] D.D. Nguyen, L.T. Ngo, L. Pham, W. Pedrycz, Towards hybrid clustering approach to data classification: Multiple kernels based interval-valued Fuzzy C-Means algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, Volume: 279, Pages: 17–39, Novembre 2015.
- [34] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision*, Volume: 1, Num: 4, Pages: 321–331, 1987.
- [35] N. Tazgait, O. Lali. Segmentation coopérative FCM / Levels Set et Caractérisation de l'AVC Ischémique, Mémoire de master, Université de Blida, 2018.
- [36] R. Malladi, J.A. Sethian, C. Vemuri. Shape modeling with front propagation: a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume: 17, Num: 2, Pages: 158–175, 1995.
- [37] C. Xu, Y. Anthony, J.L. Prince. On the relationship between parametric and geometric active contours. Dans: *Proceedings of the 34<sup>th</sup> Asilomar conference on signals, systems, and computers*, Washington, DC: IEEE Computer Society, Pages: 483–489, 2000.
- [38] M. Gastaud, Active contours models for the segmentation of images and videos. PHD Thesis, University of Nice Sophia-Antipolis, 2005.

- [39] L. D. Cohen, I. Cohen, Finite element methods for active contour models and ballons for 2D and 3D images. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume: 15, Pages: 1131-1147, 1993.
- [40] X. Chen, E. K. Teoh. 3D object segmentation using B-Surface, *Image and Vision Computing*, Volume: 23, Num: 14, Pages: 1237-1249, 2005.
- [41] S. J. Hickman, A. Hadjiprocopis, Cervical spinal cord MTR histogram analysis in multiple sclerosis using a 3D acquisition and a B-spline active surface segmentation technique. *Magnetic Resonance Imaging*, Volume: 22, Num: 6, Pages: 891-895, 2004.
- [42] B. Das, S. Banerjee. Parametric Contour Model In Medical Image Segmentation. In: *Deformable Models. Topics in Biomedical Engineering. International Book Series. Springer, New York, NY, 2007.*
- [43] J.C. Moreno, V. Prasath, H. Proença, K. Palaniappan. Fast and globally convex multiphase active contours for brain MRI segmentation. *Computer Vision and Image Understanding* , Volume: 125, Pages: 237–250, 2014.
- [44] T. McInerney, D. Terzopoulos. *Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey. Medical Image Analysis*, Volume : 1, Num : 2, Pages : 91-108, 1996.
- [45] S. Nebti. *Optimisation par écosystèmes artificiels : application à la segmentation d'images*, Thèse de doctorat en sciences, Université Ferhat Abbas Sétif 1, 2013.
- [46] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, Volume : 22, Num : 1, Pages : 61–79, 1997.
- [47] N. Paragios, R. Deriche. Geodesic active regions: a new paradigm to deal with frame partition problems in computer vision. *Journal of Visual Communication and Image Representation, Special Issue on Partial Differential Equations in Image Processing, Computer Vision and Computer Graphics*, Volume: 13, Pages: 249–268, 2002.
- [48] P. Mesejo, A. Valsecchi, L. Marrakchi-Kacem, S. Cagnoni, S. Damas, Biomedical image segmentation using geometric deformable models and metaheuristics. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Volume: 43, Pages: 167–178, 2015.
- [49] T. Ivanovska, R. Laqua, L. Wang, A. Schenk, J.H. Yoon, K. Hegenscheid, H. Völzke, V. Liebscher. An efficient level set method for simultaneous intensity inhomogeneity correction and segmentation of MR images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Volume: 48, Pages: 9–20, 2015.
- [50] S. Osher, J.A. Sethian, Fronts propagating with curvature dependant speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*. Volume: 79, Pages: 12-49, 1988.
- [51] E. Angelini, Y. Jin, and A. Laine. *State of the Art of Level Set Methods in Segmentation and Registration of Medical Imaging Modalities*. Columbia University, New York, NY, USA, 2003.

- [52] L. Jonasson, C.R. Wilson, X. Bresson, P. Hagmann, R. Meuli, J. Thiran, Coupled region based level sets for segmentation of the thalamus and its subnuclei in DT-MRI. Technical report ITS 20.2004, Septembre 2004.
- [53] M. Lynch, O. Ghita, P.F. Whelan. Left-ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge. ELSEVIER, Computerized Medical Imaging and Graphics, Volume: 30, Pages: 255–262, 2006.
- [54] M. H. Bendaoud. Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris, thèse de doctorat en sciences, Université des sciences et de la technologie d'Oran USTOMB, 2017.
- [55] A. Dirami. Segmentation d'images bruitées utilisant la dérivée topologique, thèse doctorat, Université Mouloud Mammeri Tizi Ouzou, 2013.
- [56] P. Vigneaux. Méthodes Level Set pour des problèmes d'interface en microfluidique.. Thèse de Doctorat, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2007.
- [57] H. MOURI. Extraction des formes géométriques dans une image satellitaire par les contours actifs, Mémoire de magister, Université Des sciences et de la technologie d'Oran USTOMB, 2011.
- [58] W. Li, F. Ye, J. Chen, Z. Zheng. The Optimized Level Set Image Segmentation Based on Saliency Maps, ICIGP 2018: Proceedings of the 2018 International Conference on Image and Graphics Processing, Pages: 96–101, Février 2018.
- [59] C. Xu, D.L. Pham, M.E. Rettmann, D.N. Yu, J.L. Prince. Reconstruction of the human cerebral cortex from magnetic resonance images. IEEE Transactions on Medical Imaging, Volume: 18, Num: 6, Pages: 467–480, 1999.
- [60] O. Colliot, O. Camara, I. Bloch. Combination of space relations of deformable models for the segmentation of the intern cerebral structures in IRM. Dans: RFIA'04, Pages: 563-572, 2004.
- [61] O. Colliot, O. Camara, I. Bloch. Integration of fuzzy spatial relations in deformable models application to brain MRI segmentation. Pattern Recognition, Volume: 39, Num: 8, Pages: 1401–1414, 2006.
- [62] J. Zhou, J.C. Rajapakse. Segmentation of subcortical brain structures using fuzzy templates. Neuroimage, Volume : 28, Pages : 915–924, 2005.
- [63] "MathWorks," En ligne sur : <http://www.mathworks.com/>. (Consulté en avril 2020)